



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ

**Ανάπτυξη εφαρμογής για ανίχνευση πτώσης σε
έξυπνα κινητά με λειτουργικό android**

**Development of a fall detection application for
smartphones with android operating system**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Της

ΚΑΜΑΤΣΕΛΟΥ ΒΙΡΓΙΝΙΑΣ



ANDROID

Βόλος, ΙΟΥΛΙΟΣ 2012



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ

**Ανάπτυξη εφαρμογής για ανίχνευση πτώσης σε έξυπνα
κινητά με λειτουργικό android**

**Development of a fall detection application for
smartphones with android operating system**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Της

ΚΑΜΑΤΣΕΛΟΥ ΒΙΡΓΙΝΙΑΣ

Επιβλέποντες :

ΠΡΩΤΟΣ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ

Επίκουρη Καθηγήτρια Π.Θ.
Τσομπανοπούλου Παναγιώτα

ΔΕΥΤΕΡΟΣ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ

Αναπληρωτής Καθηγητής Π.Θ.
Μποζάνης Παναγιώτης

Εγκρίθηκε από την διμελή εξεταστική επιτροπή την 5^η ΙΟΥΛΙΟΥ 2012

(Υπογραφή)

.....
ΠΡΩΤΟΣ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ
Επίκουρη Καθηγήτρια Π.Θ.

(Υπογραφή)

.....
ΔΕΥΤΕΡΟΣ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ
Αναπληρωτής Καθηγητής Π.Θ.

Βόλος, ΙΟΥΛΙΟΣ 2012

(Υπογραφή)

.....

ΚΑΜΑΤΣΕΛΟΥ ΒΙΡΓΙΝΙΑ

Διπλωματούχος Μηχανικός Ηλεκτρονικών Υπολογιστών, Τηλεπικοινωνιών και Δικτύων
Πανεπιστημίου Θεσσαλίας

© 2012 – All rights reserved

Ευχαριστίες

Θέλω να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα της διπλωματικής μου, επίκουρη καθηγήτρια κ. Τσομπανοπούλου Παναγιώτα, για την προτροπή της να ασχοληθώ με αυτό το πολύ ενδιαφέρον θέμα, καθώς και για την πολύτιμη βοήθειά της καθ' όλη τη διάρκεια διεξαγωγής της μελέτης μου. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Φεύγα Αθανάσιο για τη βοήθεια που μου προσέφερε όσον αφορά την αντιμετώπιση διαφόρων τεχνικών προβλημάτων που προέκυψαν στον εξοπλισμό που χρησιμοποίησα. Τέλος, θα ήταν μεγάλη παράλειψη από μέρους μου να μην αναφερθώ στους φίλους που με βοήθησαν στη διεκπεραίωση της εργασίας μου. Θέλω λοιπόν να ευχαριστήσω το Γιώργο, τον Κώστα, την Ιωάννα, την Αλεξάνδρα, το Σπύρο, τον Τάσο, το Μιχάλη και τη Σοφία για τον πολύτιμο χρόνο τους. Ελπίζω το τελικό αποτέλεσμα να αξίζει τον κόπο τους.

Περίληψη

Ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσεων παρουσιάζει μεγάλο ιατρικό ενδιαφέρον και είναι πολύ σημαντικό, τόσο για τους ανθρώπους που βρίσκονται σε μεγάλο κίνδυνο να πέσουν, όσο και για τις οικογένειές τους, για τους εργαζομένους στον κλάδο της υγείας, αλλά και για ολόκληρη την ιατρική κοινότητα. Πάντα λέμε ότι η πρόληψη είναι καλύτερη από τη θεραπεία. Ωστόσο, στην περίπτωση των πτώσεων, αυτό δεν είναι πάντοτε δυνατό. Ως εκ τούτου, το επόμενο καλύτερο πράγμα που μπορεί να υπάρξει είναι μια άμεση ανταπόκριση και βοήθεια στο άτομο που έχει πέσει και πιθανότατα έχει τραυματιστεί.

Αυτή η διπλωματική εργασία είναι μία μελέτη συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Θα λάβουμε μια ακαδημαϊκή άποψη για το τι είναι αυτά τα συστήματα και τη φύση τους σαν βοηθητικά εργαλεία. Θα δημιουργήσουμε το δικό μας σύστημα ανίχνευσης πτώσης, το οποίο χρησιμοποιεί ένα smartphone ως κύρια συσκευή, και έναν αλγόριθμο που βασίζεται στην επιτάχυνση. Μέχρι το τέλος της μελέτης, θα έχουμε περιγράψει ένα πρωτότυπο του συστήματός μας, καθώς και τις επιδόσεις του.

Abstract

The study of both fall prevention and detection is undoubtedly a big and important field in medical research the last twenty years. Most of the fall detection systems are meant to provide immediate response and help to those who experienced falling and might have injured themselves. In that way severe injuries can be treated on time.

There are many fall detection systems, both commercial and non-commercial. The “panic button” is one of the first commercial fall detection systems. One of the disadvantages of such systems is that the user has to press a button in order to signify an alarm. Additionally, most of them can be used only indoors and address to elderly people. However, such systems are useful for other groups of the population too. For the development of a fall detection system, it is necessary to do a detailed literal study, to experiment in order to gather the required data and then to analyze them. Finally, we can result in developing and testing a fall detection system.

In the beginning, we have to give a general definition of what a fall is. “Fall is inadvertently coming to rest on the ground, floor or other lower level, excluding intentional change in position in order to rest in furniture, wall or other objects”. The researchers usually start with this general definition, and make changes in order to adjust it to their system. Regarding the types of falls, we distinguish between accidental falls and non – accidental falls. Accidental falls are caused by environmental factors, while non – accidental falls are caused by biological factors. The most studies focus on non – accidental falls because they are directly connected with the elderly. Accidental falls are separated in two types. The first type is accidental falls of the same ground level, and the second type is accidental falls of elevated ground level. Slip and fall, trip and fall and step and fall belong to same ground level falls. Some of the factors which affect the non – accidental falls, are the direction of the fall, the body position, the speed of fall and the impact surface.

The causes of a fall are either biological or behavioral. Age, muscle weakness and visual impairment, are some of the biological factors that can lead a person to fall. Sedentary behavior, medication intake and alcohol misuse, are some of the behavioral factors which can cause fall. Some other factors that can be responsible for falls in several cases, are time, location, race and socioeconomic status.

There are four phases of a fall. Pre_fall phase, critical phase, post_fall phase and recovery phase. In pre_fall phase the person performs usual daily activities. The critical phase consists of the sudden movement of the body toward the ground, ending with a vertical shock on the ground. During the post_fall phase the person usually remains inactive, lying on the floor. Eventually, the recovery phase is either intentional - the person stands up on his own - or with someone else's intervention.

Fall detection systems are distinguished between wearable and ambience systems. Generally, wearable systems are more popular and acceptable from users, than the environmental ones. A third group of fall detection systems is camera – based systems, which can be both wearable and ambient. A second categorization of fall detection systems is based on what method was used behind the system. There are acceleration – only methods, methods that do not use acceleration and hybrid or mix methods. Acceleration – based methods are the most popular.

There are also two approaches to detect fall. Machine learning (supervised or not) and analytical methods, which are the most common used methods.

We develop an application, called Fall Detector, on a smart phone that detects falls and signify an alert by calling a predefined telephone number.

In order to develop our own fall detection system we will use an acceleration based algorithm combined with the analytical method. The most important quantity in our algorithm is the Root of Sum Squares $RSS = \sqrt{(x^2 + y^2 + z^2)}$, where x, y, z are the accelerations in the corresponding axis. The angle between two consecutive measurements of RSS, is also significant to detect inactivity period.

For the evaluation of fall detection systems, we need to see that real falls will be registered. There are four possible cases that could happen when we test fall detection systems. These are False Positive alarms, True Positive alarms, False Negative events and True Negative events. Based on the four cases above, there are four criteria to evaluate fall detection systems. These are Sensitivity, Specificity, Accuracy and Kappa. For the evaluation of our own fall detection system, we used Sensitivity and Specificity as they are the most important to take note of.

Some commercial fall detection systems are the Alert-1, Hjelp, Securitas, and HealthSensor. There are also some mobile applications, which are usually free, that can be installed on mobile phones to act as fall detection systems. Such applications are Fall Alert for iPhones, mover and cradar for Android smartphones. There are not many details available for these apps but all of them seem to be accelerometer – based.

As we mentioned above, we used an acceleration – based algorithm, for fall detection. When the system detects that the default RSS thresholds have been exceeded, (the lower threshold happens before the upper threshold), and follows an inactivity period, then an alert is issued. If the user is conscious he/she can cancel the alarm or press a button to make a phone call, to a predefined number, or let 20 seconds to pass in order to force the system to send an SMS. During the development of our system we met a lot of difficulties, so it was not possible to make a good evaluation of it. Therefore, we can not conclude much on the reliability of our system. We think that under other circumstances and without all that difficulties, it could be a very useful base for future work in the field of fall detection.

Περιεχόμενα

| | |
|--|-----------|
| Εισαγωγή..... | 1 |
| 1.1 Περιγραφή Προβλήματος..... | 1 |
| 1.2 Μεθοδολογία..... | 3 |
| 1.3 Σχεδιάγραμμα Αναφοράς..... | 3 |
| 2 Σχετικές Μελέτες..... | 4 |
| 2.1 Μελέτη πτώσεων..... | 4 |
| Ορισμός της πτώσης..... | 4 |
| Τύποι πτώσεων | 4 |
| Αιτίες πτώσεων..... | 6 |
| Φάσεις μιας πτώσης..... | 8 |
| 2.2 Ταξινόμηση των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης..... | 9 |
| Πρώτη Κατηγοριοποίηση..... | 9 |
| Δεύτερη Κατηγοριοποίηση..... | 11 |
| 2.3 Αρχές και Αλγόριθμοι στην Ανίχνευση Πτώσης..... | 14 |
| 2.3.1 Μηχανική Μάθηση..... | 14 |
| 2.3.2 Η Αναλυτική Μέθοδος..... | 15 |
| 2.4 Εξισώσεις και Αλγόριθμοι που βασίζονται στην Επιτάχυνση | 18 |
| 2.5 Αξιολόγηση των Συστημάτων Ανίχνευσης Πτώσης..... | 22 |
| 2.6 Εμπορικά Συστήματα Ανίχνευσης Πτώσης | 24 |
| 3 Η εφαρμογή – Fall Detector..... | 27 |
| 3.1 Οι στοχευόμενοι χρήστες και Ο δικός μας Ορισμός μιας Πτώσης.. | 27 |
| 3.2 Η Προσέγγιση που επιλέχθηκε | 29 |
| 3.3 Γιατί επιλέξαμε ένα Smartphone;..... | 30 |
| 3.4 Περιγραφή αλγορίθμου – Πειραματικά δεδομένα..... | 31 |
| 4 Το πρωτότυπο του συστήματός μας..... | 37 |
| 4.1 Δημιουργία του πρωτοτύπου..... | 37 |
| 4.2 Ο Έλεγχος του Πρωτοτύπου και τα Αποτελέσματά του..... | 40 |
| 5 Προβλήματα που αντιμετωπίσαμε κατά τον έλεγχο της εφαρμογής.... | 42 |
| 5.1 Σχετικά με το πείραμα..... | 42 |
| 5.2 Σχολιασμός αποτελεσμάτων..... | 43 |
| 6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Δουλειά..... | 44 |
| 7 Βιβλιογραφία..... | 49 |
| ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α..... | 52 |
| FallDetector.java..... | 52 |
| SensorService2.java..... | 56 |

| | |
|------------------------|-----------|
| Alert.java..... | 61 |
|------------------------|-----------|

Εισαγωγή

Παρόλο που η αποφυγή των πτώσεων είναι ένα μεγάλο και σημαντικό κομμάτι στον τομέα έρευνας της υγείας, η μελέτη της ανίχνευσης πτώσης ατόμων, έχει αυξηθεί επίσης, σε μέγεθος και σημαντικότητα τα τελευταία χρόνια. Αυτό συμβαίνει επειδή δε μπορούμε να εμποδίσουμε όλες τις πτώσεις, αλλά μπορούμε να προσπαθήσουμε να ανιχνεύσουμε ατυχήματα πτώσης και να προσφέρουμε γρήγορη αντιμετώπιση και βοήθεια.

Η έρευνα τόσο στην αποφυγή όσο και στην ανίχνευση πτώσης, εστιάζεται κυρίως, αλλά δεν περιορίζεται, σε πτώσεις που συμβαίνουν στους ηλικιωμένους. Πτώσεις μπορεί να οδηγήσουν σε ήπιους ή σοβαρούς τραυματισμούς, όπως σπασίμο γοφών και τραύματα στο κεφάλι, και μπορούν επίσης να αυξήσουν τον κίνδυνο πρόωρου θανάτου. Μπορούν επίσης να καταλήξουν σε ψυχολογικά προβλήματα, εξαιτίας του φόβου πτώσης [1] [2]. Οι πτώσεις επίσης είναι η κύρια αιτία θανατηφόρων τραυμάτων μεταξύ ατόμων ηλικίας 65 ετών και άνω. Κάποιοι από αυτούς τους θανάτους μπορούν να αποφευχθούν με άμεση ιατρική φροντίδα. Συνεπώς, ένα καλό σύστημα ανίχνευσης πτώσης είναι ιδιαίτερος σημαντικός.

Σε αυτή τη μελέτη, θα συζητήσουμε για τα είδη των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης ατόμων που υπάρχουν ήδη καθώς και για τα γενικά χαρακτηριστικά τους. Υπάρχουν γενικά, δύο κυρίαρχες προσεγγίσεις για την κατασκευή συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Η πρώτη προσέγγιση βασίζεται στην εικόνα και η δεύτερη στην επιτάχυνση της κίνησης του ατόμου. Σ' αυτή τη μελέτη θα εστιάσουμε στη δεύτερη προσέγγιση. Εκτός από την κατηγοριοποίηση των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης, θα δούμε πώς μπορεί κανείς να αξιολογήσει τέτοιου είδους συστήματα. Επίσης, προσπαθούμε να ξεκαθαρίσουμε και να παρουσιάσουμε στους αναγνώστες, τα εμπορικά συστήματα ανίχνευσης πτώσης σε αντιπαράθεση με εκείνα που μελετώνται και αναπτύσσονται από ερευνητικές ομάδες. Στο τρίτο κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε το κύριο θέμα αυτής της μελέτης, δηλαδή την ανάπτυξη και εφαρμογή ενός συστήματος ανίχνευσης πτώσης, χρησιμοποιώντας ένα έξυπνο κινητό με λειτουργικό android.

1.1 Περιγραφή Προβλήματος

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, υπάρχει πληθώρα συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Από τα πρώτα αμφισβητήσιμα συστήματα είναι το “κουμπί πανικού” όπως φαίνεται στην Εικόνα 1. Μπορεί να είναι ένα βραχιόλι ή κολιέ ιατρικού συναγερμού, το οποίο έχει ένα μοναδικό κουμπί. Συνοδεύεται από μια μονάδα βάσης, η οποία καλεί ένα προκαθορισμένο κέντρο απάντησης όταν σημάνει ένας συναγερμός. Το προφανές πρόβλημα και ελάττωμα αυτού του συστήματος είναι ότι ο χρήστης πρέπει να πατήσει το κουμπί για να σημάνει συναγερμό ώστε να λάβει βοήθεια. Κάτι τέτοιο δεν θα δουλέψει σε περίπτωση που ο χρήστης παραμένει ακίνητος ή δε μπορεί να απαντήσει όταν συμβεί το ατύχημα (πχ λόγω απώλειας αισθήσεων).



Εικόνα 1: Ένα τυπικό κουμπί πανικού για ηλικιωμένους ^[1]

Υφίσταται επίσης το θέμα της κινητικότητας. Αν το σύστημα χρησιμοποιεί μια μονάδα βάσης όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τότε περιορίζεται σε μια συγκεκριμένη περιοχή, συνήθως σε εσωτερικό χώρο. Υπάρχουν περιπτώσεις όπου ατυχήματα πτώσεων συμβαίνουν σε εξωτερικούς χώρους. Τα υπάρχοντα συστήματα ανίχνευσης πτώσης, είναι πολύ ακριβά και δεν έχουν ελεγχθεί διεξοδικά για την αποτελεσματικότητα και την ευκολία χρήσης τους.

Ένα χαρακτηριστικό των περισσότερων συστημάτων ανίχνευσης πτώσης, είναι ότι έχουν ως μοναδικό στόχο τους, τους ηλικιωμένους και αντιμετωπίζουν αυτό τον πληθυσμό σαν μονάδα. Δεν λαμβάνουν υπόψιν τους άλλες ομάδες ανθρώπων που μπορεί να έχουν ανάγκη ένα σύστημα τέτοιου είδους, παρά το γεγονός ότι δεν αποτελούν μέρος του πληθυσμού των ηλικιωμένων. Ένα παράδειγμα είναι, άνθρωποι με επιληψία ή νευροεκφυλιστικές ασθένειες. Οι αθλητές μπορεί να ενδιαφέρονται να χρησιμοποιούν τέτοιου είδους συστήματα, ή οι περιπετειώδεις εξερευνητές της φύσης. Επίσης είναι σημαντικό να αναγνωρίσουμε τους χρήστες αυτών των συστημάτων, και να τα κάνουμε προσαρμόσιμα στους διαφορετικούς χρήστες. Υπάρχουν διαφορές ανάμεσα στο πώς πέφτουν διαφορετικά άτομα, και αυτό πρέπει να ληφθεί υπόψιν.

[1] : Η εικόνα πάρθηκε από : <http://www.medicalalerts22.info/>

1.2 Μεθοδολογία

- **Βιβλιογραφική Μελέτη.** Η βιβλιογραφική μελέτη δίνει τη βάση για το είδος των συστημάτων και των αλγορίθμων που μπορεί κανείς να κατασκευάσει. Η πλειοψηφία των σχετικών ευρημάτων από τη βιβλιογραφική δουλειά που χρησιμοποιήσαμε παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 2.
- **Πειράματα και Ανάλυση Δεδομένων.** Πριν από την κατασκευή οποιουδήποτε συστήματος χρειάζεται ένας σημαντικός αριθμός πειραμάτων για τη συλλογή δεδομένων. Αυτό παρουσιάζεται στην ενότητα 3.4.
- **Δημιουργία και Δοκιμή του Συστήματος Ανίχνευσης Πτώσης.** Σε αυτή τη φάση της μελέτης δημιουργείται ένα πρωτότυπο βασισμένο στο πείραμα. Πραγματοποιείται επίσης δοκιμή και αξιολόγηση του πρωτοτύπου. Αυτό παρουσιάζεται στο κεφάλαιο 4. Το κομμάτι ελέγχου του πρωτοτύπου μπορεί να θεωρηθεί ως συνέχεια του πειράματος. Στην πραγματικότητα, η φύση τους είναι ίδια (βλέπε Κεφάλαιο 5 για περαιτέρω συζήτηση).

Μία σε βάθος προσέγγιση του πώς ενεργούμε για να κατασκευάσουμε το σύστημά μας, παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 3.

1.3 Σχεδιάγραμμα Αναφοράς

Στο Κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται η σχετική έρευνα που έχει γίνει ως τώρα στον τομέα της ανίχνευσης πτώσεων, καθώς και στον τομέα των πτώσεων γενικά. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η δική μας προσέγγιση για την κατασκευή ενός συστήματος ανίχνευσης πτώσης. Το Κεφάλαιο 4 παρουσιάζει το σύστημά μας και μία αξιολόγησή του. Το Κεφάλαιο 5 αποτελεί μια περαιτέρω συζήτηση σχετικά με προβλήματα, υποθέσεις, θεωρήσεις και αποφάσεις που πήραμε κατά τη διάρκεια διεξαγωγής της μελέτης. Το Κεφάλαιο 6 συνοψίζει τη μελέτη μας, ενώ παρουσιάζονται και προτάσεις για μελλοντική έρευνα η οποία θα μπορούσε να βασιστεί στο σύστημά μας και να επιτρέψει τη βελτίωσή του. Τέλος, το Κεφάλαιο 7 περιλαμβάνει τη βιβλιογραφία.

2 Σχετικές Μελέτες

2.1 Μελέτη πτώσεων

Ορισμός της πτώσης

Πολλές ερευνητικές ομάδες έχουν προσπαθήσει να προσδιορίσουν τι σημαίνει πτώση, κι αυτό γιατί η πτώση για μια συγκεκριμένη ομάδα ανθρώπων, όπως για παράδειγμα οι ηλικιωμένοι, διαφέρει από αυτή μιας άλλης ομάδας, όπως είναι οι άνθρωποι που αναζητούν την περιπέτεια σε εξορμήσεις στη φύση. Ένας στόχος για τις πειραματικές ρυθμίσεις των ομάδων έρευνας, είναι να διακρίνουν τις δραστηριότητες της καθημερινής ζωής (ADLs: Activity of Daily Livings), από μία πραγματική πτώση. Αφού λοιπόν οι πτώσεις διαφέρουν μεταξύ τους, ένα σύστημα αποφυγής/ανίχνευσης πτώσης, το οποίο είναι κατάλληλο για μια ομάδα ανθρώπων, ίσως να μην ταιριάζει σε κάποια άλλη.

Στη μελέτη μας υποστηρίζουμε ότι ο όρος “πτώση” είναι ασαφής. Τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης κατηγοριοποιούνται με βάση το πώς ορίζουν και ανιχνεύουν τις πτώσεις. Στην πραγματικότητα, σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (The World Health Organization), δεν υπάρχει ομοφωνία στον ορισμό των πτώσεων [3]. Το γεγονός αυτό, αφήνει χώρο για πολλές διαφορετικές ερμηνείες της πτώσης, και κατά συνέπεια, θέτει ερωτηματικά στην εγκυρότητα των μελετών. Συνεπώς, αυτό που συνηθίζεται είναι οι περισσότεροι ερευνητές [4] να ξεκινούν με τον ακόλουθο ορισμό του τι είναι πτώση και να τον τροποποιούν – είτε διευρύνοντας τον, είτε περιορίζοντάς τον – για να ταιριάζει στο σύστημά τους.

“Πτώση είναι να βρίσκεσαι ακούσια στο έδαφος, στο πάτωμα ή σε κάποιο άλλο χαμηλότερο επίπεδο, εξαιρουμένης την σκόπιμης αλλαγής θέσης για να στηριχτείς σε έπιπλα, τοίχο ή άλλα αντικείμενα.” [3]

Τύποι πτώσεων

Στη μελέτη μας διακρίνουμε μεταξύ δύο τύπων πτώσεων. Ο πρώτος είναι οι *τυχαίες πτώσεις* οι οποίες προκαλούνται από εξωτερικούς (περιβαλλοντικούς και συμπεριφορικούς) παράγοντες. Ο δεύτερος είναι οι *μη-τυχαίες πτώσεις* που προκαλούνται από εσωτερικούς (βιολογικούς) παράγοντες.

Είναι σημαντικό να διαφοροποιήσουμε μεταξύ τους αυτές τις δύο περιπτώσεις, καθώς διαφέρει και η φυσική που κρύβεται πίσω από την καθεμιά. Οι τυχαίες πτώσεις σχετίζονται με περισσότερη δραστηριότητα και εξωτερικές δυνάμεις. Ως εκ τούτου, ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης που στοχεύει σε μία ομάδα, ίσως να μην ταιριάζει σε μια δεύτερη. Στην πραγματικότητα, οι περισσότερες έρευνες σχετικά με την ανίχνευση και την πρόληψη πτώσης αφορούν μόνο σε μη-τυχαίες πτώσεις, κι αυτό γιατί είναι άμεσα συνδεδεμένες με τους ηλικιωμένους ανθρώπους, οι οποίοι βρίσκονται στο επίκεντρο παγκοσμίως τα τελευταία είκοσι με τριάντα χρόνια. Επομένως, τόσο τα πειραματικά όσο και τα εμπορικά συστήματα ανίχνευσης πτώσης,

κατασκευάζονται κυρίως για ηλικιωμένους και χρησιμοποιούνται από αυτούς. Παρόλο που οι ηλικιωμένοι μπορεί να βιώσουν και τα δύο είδη πτώσεων, τυχαίες ή μη, συνήθως αυτό που καταγράφεται και παρατηρείται είναι μη-τυχαίες πτώσεις, εξαιτίας για παράδειγμα, αστάθειας ή ασθένειας.

Για τις τυχαίες πτώσεις, οι ειδικοί στους τραυματισμούς διαφοροποιούν τις πτώσεις ίδιου επιπέδου και ανυψωμένου επιπέδου. Οι πτώσεις ίδιου επιπέδου είναι πιο συχνές αλλά λιγότερο σοβαρές όσον αφορά επίπονους τραυματισμούς. Οι πτώσεις σε ανυψωμένο επίπεδο είναι πιο σπάνιες, αλλά έχουν υψηλή επικινδυνότητα [5].

Μεταξύ των πτώσεων ίδιου επιπέδου, βρίσκουμε [5]:

- **Γλίστρημα και πτώση.** Προκαλείται σε ολισθηρή επιφάνεια. Όσο λιγότερη είναι η τριβή μεταξύ επιφάνειας και ατόμου τόσο αυξάνεται η τάση του να γλιστρήσει και να πέσει.
- **Παραπάτημα και πτώση.** Το παραπάτημα συμβαίνει όταν το μπροστινό πόδι χτυπάει σε ένα αντικείμενο και σταματάει ξαφνικά. Έπειτα το πάνω μέρος του σώματος πέφτει προς τα εμπρός και έτσι συμβαίνει μια πτώση.
- **Βήμα και πτώση.** Το μπροστινό πόδι προσγειώνεται σε μία επιφάνεια χαμηλότερη απ' αυτή που αναμένεται, όπως όταν απρόσμενα κατεβαίνουμε από ένα πεζοδρόμιο στο σκοτάδι. Πτώσεις με κατεύθυνση προς τα εμπρός συμβαίνουν με μεγαλύτερη πιθανότητα. Ένας δεύτερος τύπος βηματισμού και πτώσης συμβαίνει όταν κάποιος κάνει ένα βήμα μπροστά ή κάτω και είτε το εξωτερικό είτε το εσωτερικό του ποδιού προσγειώνεται σε ένα αντικείμενο που βρίσκεται ψηλότερα από την άλλη πλευρά. Ο αστράγαλος γυρίζει και το άτομο τείνει να πέσει μπροστά ή πλάγια.

Οι πιο κοινές πτώσεις σε ανυψωμένο επίπεδο, είναι πτώσεις από σκάλες, οχήματα, αποβάθρες, σκαλοπάτια και καρέκλες.

Οι ερευνητικές ομάδες που μελετούν μη - τυχαίες πτώσεις, ασχολούνται κυρίως με πτώσεις ηλικιωμένων ασθενών. Οι παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη για τις προσομοιώσεις των πτώσεων, είναι οι εξής:

- Η κατεύθυνση των πτώσεων: προς τα εμπρός, πλάγια ή προς τα πίσω.
- Η θέση του σώματος (καθισμένος, ξαπλωμένος <κρεβάτι>, έχοντας κάποια κλίση, κλπ) πριν την πτώση.
- Η θέση του σώματος (γονατιστός, καθισμένος, έχοντας κάποια κλίση, κλπ) και ο προσανατολισμός (καταλήγοντας ξαπλωμένος, ή σε πλευρική στάση) μετά την πτώση.
- Η ταχύτητα των πτώσεων.
- Η επιφάνεια πρόσκρουσης: σκληρή ή μαλακή.
- Η ενεργητικότητα και η ικανότητα ανταπόκρισης πριν την πτώση.
- Η ανάρρωση ή η ενεργητικότητα/αδράνεια μετά την πτώση.
- Πράξεις και δραστηριότητες που μπορεί να μοιάζουν με πτώσεις αλλά δεν είναι, όπως για παράδειγμα ένα άλμα.

Αυτοί οι παράγοντες χρησιμοποιούνται για να σχηματιστούν διαφορετικά εφαρμόσιμα σενάρια πτώσης. Τα σενάρια αυτά, χρησιμοποιούνται μετέπειτα τόσο για συλλογή δεδομένων, πριν από την εκπαίδευση του συστήματος ανίχνευσης πτώσης,

όσο και για τον έλεγχο και την αξιολόγηση των ολοκληρωμένων πλέον συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Η ελάχιστη απαίτηση είναι να προσομοιώνουν πτώσεις που έχουν κάποια κατεύθυνση: προς τα εμπρός, πλάγια και προς τα πίσω.

Αιτίες πτώσεων

Υπάρχουν αρκετοί παράγοντες κινδύνου οι οποίοι συνεισφέρουν σε ένα υψηλότερο ποσοστό πτώσεων. Γενικά, οι παράγοντες αυτοί διαιρούνται σε εγγενής (βιολογικούς) και εξωτερικούς (περιβαλλοντικούς και συμπεριφοράς). Μπορούμε έπειτα να χρησιμοποιήσουμε αυτούς τους παράγοντες για να βρούμε ομάδες ανθρώπων που είναι επιρρεπείς στο να πέσουν, και ως εκ τούτου να κάνουμε μια λεπτομερέστερη και πιο συγκεκριμένη έρευνα ανίχνευσης πτώσεων.

Οι βιολογικοί παράγοντες είναι [3] , [6] :

- **Ηλικία.** Η αύξηση της ηλικίας συνεπάγεται την αύξηση των πτώσεων, των τραυματισμών λόγω πτώσεων και της θνησιμότητας.
- **Άτομα που πάσχουν από ασθένειες** όπως ο διαβήτης, το Parkinson, η ακράτεια, το Alzheimer καθώς και αυτοί που έχουν υποστεί εγκεφαλικά επεισόδια.
- **Μυϊκή αδυναμία.** Μία μείωση στη μυϊκή δύναμη μπορεί να έχει επιπτώσεις στην ισορροπία. Άνθρωποι με κάποιου είδους μυϊκή αδυναμία έχουν πέντε φορές μεγαλύτερη τάση να πέσουν. Επιπλέον, άτομα με αδυναμία στα κάτω άκρα, που συνήθως μετράται με την επέκταση των γονάτων, τη ραχιαία κάμψη της ποδοκνιμικής περιοχής, και με την όρθια στάση πάνω σε καρέκλα, έχουν 1,8 αυξημένο κίνδυνο να πέφτουν.
- **Βλάβη στην όραση.** Η μείωση της οξύτητας της όρασης αυξάνει τον κίνδυνο πολλαπλών πτώσεων.
- **Προβλήματα στα πόδια.** Αυτά περιλαμβάνουν σοβαρούς κάλους, παραμόρφωση των δακτύλων, έλκη και παραμορφωμένα νύχια, τα οποία αυξάνουν κατά δύο φορές τον κίνδυνο πτώσης. Πρόβλημα στους αστραγάλους, μειωμένη αίσθηση της αφής, μειωμένη δύναμη των δακτύλων των ποδιών, πόνος στα πόδια, όλα επηρεάζουν την ισορροπία και αυξάνουν τον κίνδυνο πτώσης.
- **Δείκτης Μάζας Σώματος.** Ο χαμηλός δείκτης μάζας σώματος σχετίζεται άμεσα με την αύξηση του κινδύνου πτώσης. Το χαμηλό σωματικό βάρος και η ακούσια απώλεια κιλών εξαιτίας κακής διατροφής, αποτελούν ξεχωριστό πρόβλημα.
- **Παρουσία μιας χρόνιας νευρολογικής δυσλειτουργίας** όπως η επιληψία.

Ασθένειες και παθήσεις που περιλαμβάνουν έναν ή περισσότερους παράγοντες από αυτούς που αναφέρθηκαν παραπάνω, είναι πιθανό να προκαλέσουν πτώσεις. Όσο περισσότερους παράγοντες κινδύνου έχει ένας ασθενής, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να πέσει. Το ίδιο ισχύει και για τον επόμενο τύπο παραγόντων.

Οι παράγοντες συμπεριφοράς είναι [3] [6] :

- Καθιστική ζωή. Εκείνοι οι οποίοι είχαν προηγουμένως βιώσει πτώσεις, τείνουν να είναι λιγότερο δραστήριοι, γεγονός που προκαλεί μυϊκή ατροφία, οι οποία με τη σειρά της αυξάνει τον κίνδυνο πτώσης.
- Πρόσληψη φαρμάκων. Η πρόσληψη πολλαπλών τύπων φαρμάκων (περισσότερα από 4), ανεξάρτητα από το τι είδους φάρμακα είναι, αυξάνουν τον κίνδυνο πτώσεων.
- Φάρμακα που μπορούν να επιδράσουν στο κεντρικό νευρικό σύστημα όπως αντικαταθλιπτικά, ηρεμιστικά και βενζοδιαζεπίνες (φάρμακα για την αντιμετώπιση διαταραχών που οφείλονται στο άγχος και την αϋπνία) προκαλούν υψηλότερο κίνδυνο πτώσης.
- Υπερκατανάλωση αλκοόλ. Υπάρχει άμεση συσχέτιση μεταξύ της κατανάλωσης αλκοόλ και των πτώσεων.

Εκτός από τις κατηγορίες κινδύνου που αναφέρθηκαν, οι ερευνητές έχουν βρει κάποιες τάσεις στη διάδοση των πτώσεων, οι οποίες παρουσιάζονται παρακάτω [3] [6] :

- Η ώρα. Οι περισσότερες πτώσεις συμβαίνουν κατά τη διάρκεια της ημέρας (9πμ – 7μμ). Μόνο το 20% των πτώσεων συμβαίνουν το βράδυ.
- Το κλίμα/καιρός. Πτώσεις συμβαίνουν συχνότερα σε μέρη με περισσότερο κρύο. Για μη-τυχαίες πτώσεις, αυτό μπορεί να συμβαίνει επειδή η χαμηλή υποθερμία επιβραδύνει το χρόνο αντίδρασης. Επίσης, σε μέρη όπου χιονίζει, μερικές φορές το έδαφος μπορεί να γίνει ολισθηρό προκαλώντας τυχαίες πτώσεις.
- Τοποθεσία. Ελάχιστα περισσότερες πτώσεις συμβαίνουν σε εξωτερικούς παρά σε εσωτερικούς χώρους.
- Φύλο. Οι γυναίκες πέφτουν και υποφέρουν από τραυματισμούς πολύ συχνότερα από τους άνδρες. Οι άνδρες έχουν υψηλότερα ποσοστά θανάτων εξαιτίας πτώσεων (παρά το γεγονός ότι οι γυναίκες πέφτουν συχνότερα). Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η φυσική των πτώσεων στους άνδρες διαφέρει από αυτή στις γυναίκες.
- Εθνικότητα. Στις Ηνωμένες Πολιτείες οι Καυκάσιοι έχουν υψηλότερα ποσοστά πτώσεων από τους Αφρό-Αμερικανούς.
- Κοινωνική - οικονομική κατάσταση. Οι γυναίκες που μένουν μόνες τείνουν να πέφτουν συχνότερα. Επίσης άνθρωποι που έχουν περιορισμένη πρόσβαση σε κοινωνικές υπηρεσίες και υπηρεσίες υγείας, έχουν χαμηλό εισόδημα, ελλιπή εκπαίδευση, και ανεπαρκείς συνθήκες στέγασης, σχετίζονται με υψηλότερο κίνδυνο να πάσχουν από χρόνιες ασθένειες, οι οποίες μπορεί να σχετίζονται με αυξημένο κίνδυνο πτώσης.
- Η κατάθλιψη είναι συσχετισμένη με αυξημένο κίνδυνο πτώσεων.

Εφόσον υπάρχουν πολλοί παράγοντες κινδύνου συσχετιζόμενοι με πτώσεις, συμπεραίνουμε ότι υπάρχουν επίσης πολλές διαφορετικές ομάδες ανθρώπων (και όχι μόνο οι ηλικιωμένοι) που υποφέρουν από πτώσεις. Κάθε μία από αυτές τις ομάδες, μπορεί να παρουσιάζει ένα διαφορετικό τύπο πτώσεων από την άποψη προτύπων πτώσεων, συμπεριφοράς και φυσικής.

Φάσεις μιας πτώσης

Σύμφωνα με το [4], υπάρχουν τέσσερις φάσεις σε μια πτώση. Αυτές είναι : η *φάση πριν την πτώση (prefall phase)*, η *κρίσιμη φάση της πτώσης (critical phase)*, η *φάση μετά την πτώση (postfall phase)* και η *φάση της ανάκαμψης (recovery phase)*.

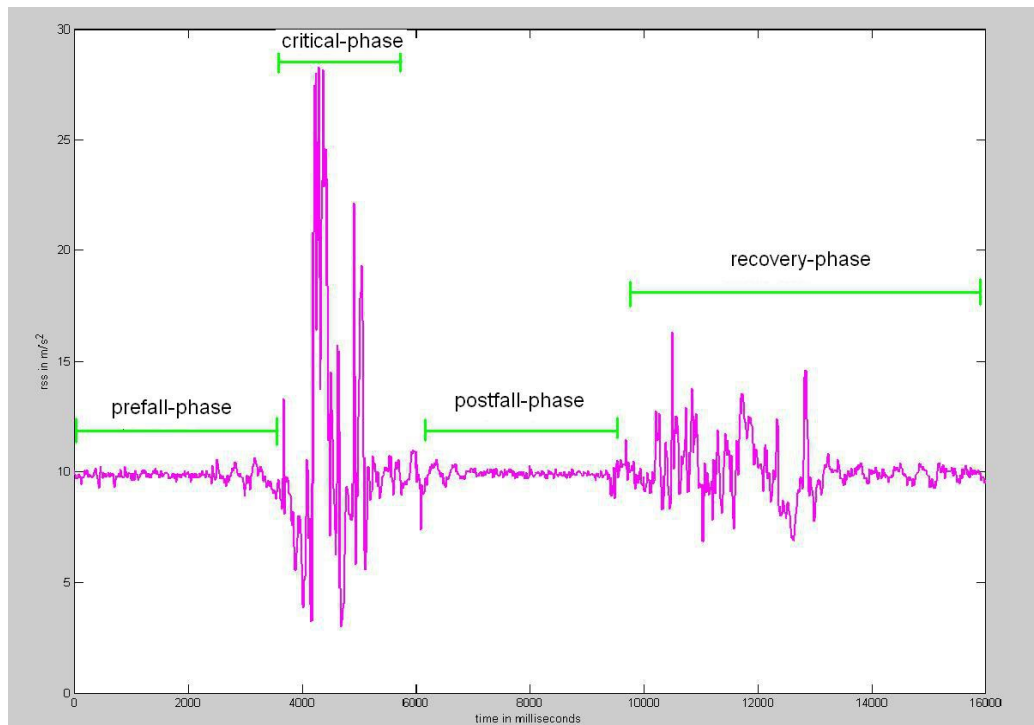
Προηγουμένως αναφέραμε ότι όταν οι ερευνητές προσπαθούν να προσομοιώσουν πτώσεις, κατασκευάζουν σενάρια πτώσεων βάσει ενός συνόλου παραγόντων που αφορούν στις πτώσεις. Αυτοί οι παράγοντες συναντώνται σε κάποιες απ' αυτές τις φάσεις.

Στη *φάση πριν την πτώση* το άτομο εκτελεί συνηθισμένες δραστηριότητες της καθημερινότητας (ADL) (στις τυχαίες πτώσεις οι δραστηριότητες μπορεί να διαφέρουν αρκετά ανάλογα με το ποια είναι η στοχευόμενη ομάδα), ή περιστασιακές ξαφνικές κινήσεις, όπως το να κάθεται ή να ξαπλώνει γρήγορα. Τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης πρέπει να έχουν τη δυνατότητα να διακρίνουν αυτή τη φάση από την επόμενη.

Η *κρίσιμη φάση* αποτελείται από μια ξαφνική κίνηση του σώματος προς το έδαφος, που καταλήγει σε κάθετο τίναγμα στο έδαφος. Η διάρκεια αυτής της φάσης είναι εξαιρετικά μικρή, συνήθως μεταξύ 300-500ms [4]. Ωστόσο, στο [7] καθορίζεται στα 400-800ms.

Κατά τη διάρκεια της *φάσης μετά την πτώση*, το άτομο συνήθως παραμένει ανενεργό, συχνά ξαπλωμένο στο έδαφος. Η φάση μετά την πτώση δεν πρέπει να διαρκεί πάρα πολύ για να μειώσει τις επιπτώσεις της πτώσης.

Εν τέλει, η *φάση ανάκαμψης* είναι είτε σκόπιμη – το άτομο στέκεται όρθιο μόνο του – ή με τη βοήθεια κάποιου άλλου ατόμου. Στην Εικόνα 2 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση μίας πτώσης προς τα δεξιά στην οποία επισημαίνονται οι τέσσερις φάσεις της. Το άτομο ήταν αρχικά ακίνητο.



Εικόνα 2

2.2 Ταξινόμηση των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης

Ανεξάρτητα της ομάδας για την οποία προορίζεται ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, μπορεί να κατηγοριοποιηθεί είτε βάσει του χώρου τοποθέτησης και του χρόνου λειτουργίας, είτε βάσει της μεθόδου που χρησιμοποιείται από το σύστημα.

Πρώτη Κατηγοριοποίηση

Η πρώτη κατηγορία αποτελείται από τις δύο επόμενες κλάσεις: *Συστήματα που φοριούνται* και *Συστήματα που είναι εγκατεστημένα στο περιβάλλον*. Τα συστήματα που φοριούνται ή αλλιώς ενδο-αισθητήρες, είναι συστήματα που η συσκευή φοριέται από τον ίδιο το χρήστη. Κανονικά, ο σκοπός τους είναι να μετρήσουν τη στάση, την κίνηση ή το συνδυασμό και των δύο, του χρήστη. Συνήθως, χρησιμοποιούνται

αισθητήρες όπως επιταχυνσιόμετρο (accelerometer) και γυροσκόπια.

Οι *συσκευές που φοριούνται* τοποθετούνται συνήθως στο κεφάλι, στον κορμό, στη μέση, στους καρπούς, στα γόνατα είτε στο μηρό. Αρκετές ερευνητικές ομάδες, [8] [9] [10] [11], έχουν ανακαλύψει ότι η τοποθέτηση της συσκευής στη μέση είναι το καλύτερο μέρος γιατί παρέχει αξιόπιστες ενδείξεις για την κίνηση ολόκληρου του σώματος, και επιπλέον είναι εύκολο να το αποδεχτεί κανείς, επιτρέποντας την προσάρτηση σε μία ήδη υπάρχουσα ζώνη ή σε κάποιο “έξυπνο” ρούχο. Η μέση είναι επίσης η πιο αποδεκτή επιλογή καθώς οι περισσότεροι άνθρωποι είναι συνηθισμένοι να φορούν ζώνες.

Τα πλεονεκτήματα των συστημάτων που φοριούνται είναι ότι είναι οικονομικά, εύκολα να φορεθούν και να τα χειριστεί κάποιος, και συνήθως το βάρος τους είναι ελάχιστο. Μειονέκτημα αποτελεί το γεγονός ότι με αυτή την προσέγγιση, υποθέτουμε ότι η συσκευή που φοριέται, διατηρεί μια καθορισμένη σχέση με αυτόν που τη φοράει, και αυτή η κατάσταση μπορεί εύκολα να πάψει να ισχύει. Οι περισσότερες συσκευές που φοριούνται μπορεί επίσης να είναι παρεμβατικές, γεγονός που δεν εκτιμούν οι ηλικιωμένοι άνθρωποι. Επιπλέον, το γενικότερο σχόλιο από τους γιατρούς που κάνουν πρακτική στο συγκεκριμένο τομέα, είναι ότι οι περισσότεροι ασθενείς δεν θέλουν να φορούν μία συσκευή ανίχνευσης πτώσης γιατί νιώθουν καλά πριν συμβεί η πτώση. Τέλος, τέτοιου είδους συστήματα είναι εκτεθειμένα στο να καταστραφούν κατά την πτώση.

Τα *περιβαλλοντικά συστήματα ή εξωτερικοί αισθητήρες* είναι συστήματα στο περιβάλλον ή στην πολύ κοντινή περιοχή του χρήστη [18], [20], [21], [22]. Μπορεί να αποτελούνται από πολλαπλούς αισθητήρες στο πάτωμα ή στο κρεβάτι. Μπορούν για παράδειγμα να ανιχνεύσουν την παρουσία χρηστών με αισθητήρες πίεσης ή τη θερμότητα του σώματος με υπέρυθρους αισθητήρες.

Ένα πλεονέκτημα των περιβαλλοντικών συστημάτων είναι ότι παρεμβαίνουν λιγότερο στην καθημερινότητα του χρήστη. Από την άλλη πλευρά όμως, εφόσον τα περισσότερα από αυτά τα συστήματα είναι κρυμμένα από το χρήστη, μερικοί χρήστες δε νιώθουν άνετα με το γεγονός ότι ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης λειτουργεί στο χώρο τους, επειδή δε μπορούν να δουν τη συσκευή ελέγχου. Επίσης, τα περιβαλλοντικά συστήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο σε εσωτερικούς χώρους περιορίζοντας έτσι άλλες εφαρμογές και άλλους χρήστες. Η δυσκολία της εγκατάστασης ενός τέτοιου συστήματος μπορεί να διαφέρει αρκετά, αλλά σε γενικές γραμμές απαιτείται αρκετός χρόνος και προσπάθεια εξαιτίας της διαφορετικής πολυπλοκότητας τους. Διαφορετικά περιβαλλοντικά συστήματα, διαφέρουν στον τρόπο με τον οποίο αντιμετωπίζουν τις πολλαπλές παρουσίες (άλλους ανθρώπους, κατοικίδια, μετακινούμενα αντικείμενα, θόρυβο ή άλλους εξωτερικούς παράγοντες) μέσα στο δωμάτιο, αλλά είναι πιο πιθανό να υποθέτουν απλά ότι αυτοί οι θόρυβοι δεν υπάρχουν. Σε γενικές γραμμές, τα συστήματα που φοριούνται είναι πιο δημοφιλή και περισσότερο αποδεκτά από τους χρήστες σε σχέση με τα περιβαλλοντικά συστήματα.

Το [12] προτείνει μία τρίτη κατηγορία η οποία είναι τα *συστήματα που βασίζονται σε κάμερα*. Μιλώντας αυστηρά, ένα σύστημα βασισμένο σε κάμερες μπορεί να φοριέται, για παράδειγμα σε ένα βοήθημα για περπάτημα ενός ηλικιωμένου ασθενούς

[13], ή να είναι εγκατεστημένο στο περιβάλλον του χρήστη, το οποίο είναι και η πιο φυσιολογική προσέγγιση. Ο λόγος που θέλουν να το κατηγοριοποιήσουν από μόνο του, είναι ότι η έρευνά τους που εστιάζει σε αυτή την προσέγγιση. Μεταξύ των περιβαλλοντικών συστημάτων, αυτά που βασίζονται σε κάμερες είναι από τα πιο αξιόπιστα.

Δεύτερη Κατηγοριοποίηση

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης που βασίζονται σε κάμερες, μπορούν να είναι είτε ενσωματωμένα στο περιβάλλον του χρήστη, είτε να βρίσκονται πάνω του. Αυτό σημαίνει ότι η ταξινόμηση των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης δε σταματάει στην πρώτη μας κατηγοριοποίηση.

Σύμφωνα με μία άλλη ερευνητική ομάδα, [14], δημιουργούμε κι ένα δεύτερο τρόπο κατηγοριοποίησης των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης, που βασίζεται στη μέθοδο που χρησιμοποιείται από το σύστημα – *μέθοδοι που χρησιμοποιούν μόνο επιτάχυνση, μέθοδοι χωρίς χρήση επιτάχυνσης, και υβριδικές ή ανάμεικτες μέθοδοι.*

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν μόνο την επιτάχυνση της κίνησης του ατόμου, παίρνουν δεδομένα από ένα ή περισσότερους αισθητήρες που καταγράφουν την επιτάχυνση/επιβράδυνση. Αυτή η μέθοδος είναι ίσως η πλέον δημοφιλής προσέγγιση στα συστήματα ανίχνευσης πτώσης, (εκτός από το “κουμπί πανικού”), εξαιτίας του απλού γεγονότος ότι κατά την πτώση υπάρχει ξαφνική αλλαγή στην τιμή της επιτάχυνσης. Στόχος της περαιτέρω έρευνας σ' αυτή την προσέγγιση, είναι η κατάλληλη και ακριβής ανίχνευση αυτής της αλλαγής. Αυτού του είδους οι μέθοδοι, δίνουν πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με αυτές που δεν χρησιμοποιούν την επιτάχυνση. Σύμφωνα με το [14], η επιτάχυνση παίζει καθοριστικό ρόλο στον έλεγχο της κίνησης των ηλικιωμένων, και πρέπει να χρησιμοποιείται στην ανίχνευση πτώσης. Συγκρινόμενοι με οπτικούς και ακουστικούς αισθητήρες, τα επιταχυνσιόμετρα καταναλώνουν λιγότερη ενέργεια και είναι πολύ εύκολο να ενσωματωθούν σε κινητές συσκευές που μπορούν να φορεθούν.

Ένας τέτοιος αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε από την ερευνητική ομάδα [11] για την κατασκευή μίας “έξυπνης” μπλούζας που ανιχνεύει πτώσεις. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν 3 επιταχυνσιόμετρα τριών αξόνων. Τα δύο από αυτά τοποθετήθηκαν στα μανίκια της μπλούζας στο σημείο του καρπού. Το τρίτο επιταχυνσιόμετρο τοποθετήθηκε στη μέση με τον άξονα z κάθετο προς την επιφάνεια της γης. Οι αισθητήρες στους καρπούς χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση κίνησης του ατόμου μετά την πτώση, καθώς έχει παρατηρηθεί ότι οι προσπάθειες ανάκαμψης μετά από πτώση, ξεκινούν από το πάνω μέρος του σώματος. Όσον αφορά στον αισθητήρα που τοποθετήθηκε στη μέση, χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση πτώσης. Στον αλγόριθμο που εφαρμόστηκε, χρησιμοποιήθηκε τόσο η τιμή της επιτάχυνσης, όσο και ο προσανατολισμός του κορμού. Σε περίπτωση που το όριο της επιτάχυνσης ξεπεραστεί και δεν παρατηρείται κίνηση του ατόμου, τότε σηματοδοτείται μία πτώση. Ο προγραμματισμός της “έξυπνης” μπλούζας και η επεξεργασία των δεδομένων, έγιναν με τη βοήθεια μιας εξωτερικής πλατφόρμας. Κατά τον έλεγχο του συστήματος, καμία κίνηση ADL δεν αναγνωρίστηκε ως πτώση. Σε ό,τι αφορά στις πτώσεις, όλες αναγνωρίστηκαν σωστά, εκτός από εκείνες με κατεύθυνση προς τα πίσω, όπου ο κορμός παρέμενε σε όρθια θέση.

Η ερευνητική ομάδα στο [16] χρησιμοποιεί τη ραγδαία αλλαγή της επιτάχυνσης για να ανιχνεύσει το σοκ (δηλαδή τον αντίκτυπο από την πρόσκρουση στο έδαφος). Ενώ το σύστημά τους δεν είναι σύστημα ανίχνευσης πτώσης αλλά περισσότερο σύστημα ασφάλειας και έκτακτης ανάγκης στον τομέα της υγείας, και τα δύο αυτά είδη συστημάτων είναι παρόμοια. Στην παράγραφο 2.3 παρουσιάζεται ένας τύπος αλγορίθμου που χρησιμοποιούν τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης, και βασίζεται στη μέτρηση του αντίκτυπου της πτώσης από αισθητήρες επιτάχυνσης. Οι δύο αυτές ομάδες, [14], [16] ουσιαστικά μετρούν την ίδια ποσότητα και με κατάλληλη στατιστική επεξεργασία (τεχνική αναγνώρισης προτύπων), πέτυχαν επιτυχία αναγνώρισης πτώσης έως 91.1% [16].

Μία από τις πρώτες εφαρμογές συστημάτων ανίχνευσης πτώσης που βασίζονται στους αισθητήρες επιτάχυνσης, μπορεί να βρεθεί στο [17]. Είναι μία συσκευή που φοριέται από το χρήστη και βασίζεται στην επιτάχυνση. Το σύστημα μετράει την ταχύτητα, τον αντίκτυπο και την περίοδο αδράνειας. Αρχικά, πρέπει να ανιχνευθεί μία μεγάλη ταχύτητα προς το έδαφος. Στη συνέχεια πρέπει να ανιχνευτεί ένας αντίκτυπος μέσα σε 3 δευτερόλεπτα, αλλιώς το γεγονός θα απορριφθεί. Μετά τον αντίκτυπο, η γενική δραστηριότητα θα παρατηρηθεί για 60 δευτερόλεπτα. Αν κατά τη διάρκεια αυτού του διαστήματος καταγραφούν τουλάχιστον 40 δευτερόλεπτα αδράνειας, τότε το σύστημα θα πυροδοτήσει έναν ηχητικό συναγερμό. Έχει ευαισθησία μόλις 65%.

Κάθε άλλο σύστημα ανίχνευσης πτώσης που δε βασίζεται στην επιτάχυνση, υπόκειται στην κατηγορία των μεθόδων χωρίς επιτάχυνση.

Έχουμε τις προσεγγίσεις που βασίζονται στον ήχο, όπου ηχητικοί αισθητήρες χρησιμοποιούνται για να καταγράψουν ήχο, ο οποίος αναλύεται αργότερα, στο περιβάλλον του χρήστη. Ένας ξαφνικός θόρυβος θα θεωρηθεί σαν πτώση, βάσει της υπόθεσης ότι οι πτώσεις τείνουν να προκαλούν δυνατό θόρυβο κατά τον αντίκτυπο. Το πρόβλημα που προκύπτει σ' αυτή την περίπτωση είναι όταν υπάρχουν κι άλλοι ήχοι και θόρυβοι στο χώρο, δίνοντας έτσι ένα υψηλό ποσοστό λανθασμένα θετικών γεγονότων. Το [18] παρέχει ένα πιο συμπαγές παράδειγμα. Χρησιμοποιήθηκε ένα πίνακας ακουστικών αισθητήρων κάθετα ευθυγραμμισμένων, ο οποίος είναι τοποθετημένος σε στοχευμένες θέσεις στο χώρο του ασθενούς (περιβαλλοντικό σύστημα). Έχει λιγότερα λανθασμένα θετικά γεγονότα, επειδή φιλτράρει ένα μέρος του θορύβου. Έπειτα συμπεριλαμβάνεται και υπολογισμός του ύψους για να απομακρυνθούν οι λανθασμένοι συναγερμοί. Ο πίνακας των αισθητήρων υπολογίζει το ύψος του θορύβου που παράγεται. Αν το υπολογισμένο σήμα είναι λιγότερο από δύο πόδια, θεωρείται ως πτώση, και στέλνεται για περαιτέρω ανάλυση, πριν τελικά δηλωθεί ως πτώση. Παρά τη βελτίωση που προστέθηκε χρησιμοποιώντας τον υπολογισμό του ύψους του σήματος, το ποσοστό των λανθασμένα θετικών γεγονότων παραμένει υψηλό. Για το έλεγχο του συστήματός τους πραγματοποιήθηκαν 23 πτώσεις σε 6 χρονικά διαστήματα των 15 λεπτών έκαστο (περίπου 1.3 ώρες). Οι λανθασμένοι συναγερμοί ανά ώρα από 32 περιορίστηκαν στους 5.

Η γωνιακή προσέγγιση (γωνία σώματος/προσανατολισμός, γωνιακή ταχύτητα και γωνιακή επιτάχυνση) με τη χρήση γυροσκοπίων είναι επίσης δυνατή, παρόλο που στην πράξη αυτό γίνεται συνήθως με το συνδυασμό επιταχυνσιομέτρων. Το [19] χρησιμοποίησε ένα γυροσκόπιο δύο αξόνων φορεμένο στον κορμό του χρήστη. Πειραματικά, είναι ένα από τα πιο επιτυχημένα συστήματα ανίχνευσης πτώσης καθώς έχει αποτελέσματα 100% ακρίβεια και 100% ευαισθησία. Φυσικά αυτό ισχύει για

μετρήσεις σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα και με προσομοίωση επιλεγμένου αριθμού πτώσεων.

Η οπτική προσέγγιση, όπως ήδη αναφέρθηκε, υπάγεται σ' αυτή την κατηγορία και είναι ίσως η πιο δημοφιλής μεταξύ των μεθόδων που δεν χρησιμοποιούν επιτάχυνση.

Άλλες λιγότερο δημοφιλείς μέθοδοι που δεν χρησιμοποιούν επιτάχυνση είναι, μέθοδοι βασισμένες στην πίεση όπως στο [20], μέθοδοι βασισμένες στη δόνηση όπως στο [21], και μέθοδοι βασισμένες σε υπέρυθρες (θερμοκρασία σώματος) όπως στο [22]. Υπάρχει επίσης προσέγγιση βασισμένη στην ταχύτητα, αλλά συνήθως βρίσκεται μαζί με μεθόδους επιτάχυνσης, καθώς η ταχύτητα υπολογίζεται από την επιτάχυνση. Μέθοδοι που δεν χρησιμοποιούν επιτάχυνση δεν είναι πραγματικά αποτελεσματικές και εμπορικά επιτυχείς. Οι περισσότερα υποσχόμενες από αυτές είναι οι οπτικές και γωνιακές προσεγγίσεις.

Βάσει προηγούμενων μελετών και αποτελεσμάτων, οι ερευνητές έχουν προσπαθήσει να βελτιώσουν τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης κυρίως χρησιμοποιώντας αρκετούς ίδιους αισθητήρες σε διαφορετικά μέρη του σώματος, δηλαδή ένα στο μηρό και έναν άλλο στον κορμό όπως στα [23] και [9], είτε χρησιμοποιώντας διαφορετικούς αισθητήρες. Έχει παρατηρηθεί ότι προσθέτοντας περισσότερους αισθητήρες (είτε του ίδιου, είτε διαφορετικού είδους), συνήθως οδηγεί σε καλύτερα και πιο ακριβή δεδομένα και αποτελέσματα. Έτσι δημιουργείται η τρίτη προσέγγιση, οι ανάμεικτες/υβριδικές μέθοδοι. Στην πράξη ο ένας από τους αισθητήρες που χρησιμοποιούνται είναι ένα επιταχυνσιόμετρο.

Για παράδειγμα στο [9] χρησιμοποιούνται δύο επιταχυνσιόμετρα τριών αξόνων και γυροσκόπια σε δύο διαφορετικά μέρη του σώματος. Με αυτό το συνδυασμό αισθητήρων μπορεί κανείς να μετρήσει όχι μόνο τη γραμμική επιτάχυνση, αλλά επίσης και τη γωνιακή ταχύτητα. Ο αλγόριθμός τους διαιρείται σε τρία βήματα: α) ανάλυση της έντασης της δραστηριότητας, β) ανάλυση στάσης (σώματος) και γ) ανάλυση μετάβασης. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος ελέγχει για ξαφνική αλλαγή της επιτάχυνσης, την αρχική και τελική στάση του σώματος και τις μεταβάσεις που συμβαίνουν ενδιάμεσα. Αν ικανοποιηθούν συγκεκριμένα κριτήρια, τότε το σύστημα θα ξέρει ότι υπάρχει πτώση. Αυτό το σύστημα έχει γρήγορο χρόνο απόκρισης και μικρό υπολογιστικό κόστος. Η ακρίβεια του συστήματος είναι 92% στις 72 δοκιμές, και η ευαισθησία του 91% στις 70 δοκιμές.

Υπάρχουν παραδείγματα [[8] που μπορούν να συνδυάσουν επιταχυνσιόμετρα με ένα μικρόφωνο για καταγραφή του ήχου. Στο [8] συνδυάζεται ένα επιταχυνσιόμετρο με ένα μαγνητόμετρο το οποίο έχει 3.1% λανθασμένα αρνητικό (δεν ανιχνεύουν την πραγματική πτώση) και 7.7% λανθασμένα θετικό ποσοστό (λάθος συναγερμοί). Άλλα συνδυάζουν τη χρήση υπέρυθρων αισθητήρων και αισθητήρων πίεσης στο πάτωμα όπως στο [24]. Το τελευταίο κατόρθωσε αξιοπιστία 90%. Ακόμη ένα παράδειγμα είναι είναι ο συνδυασμός επιταχυνσιομέτρων με αισθητήρες πίεσης αέρα όπως έγινε στο [25]. Ο αισθητήρας αέρα χρησιμοποιήθηκε για να αισθανθεί το υψόμετρο της συσκευής. Δυστυχώς, η χρησιμότητα αυτής της προσέγγισης είναι περιορισμένη εξαιτίας πρακτικής εξέτασης.

2.3 Αρχές και Αλγόριθμοι στην Ανίχνευση Πτώσης

Σύμφωνα με το [15], υπάρχουν δύο προσεγγίσεις για την ανίχνευση πτώσης. Η πρώτη είναι η *αναλυτική μέθοδος* και η δεύτερη είναι οι *τεχνικές μηχανικής μάθησης*. Ωστόσο η πρώτη προσέγγιση, είναι αυτή που χρησιμοποιείται συχνότερα. Ένα παράδειγμα προσέγγισης με μηχανική μάθηση παρουσιάζεται στο [26], όπου το σύστημά τους βασίζεται σε κάμερες. Χρησιμοποιώντας markers, επισημαίνονται διαφορετικά μέρη του σώματος, και χρησιμοποιούνται σαν σημεία αναφοράς. Παρατηρήθηκε ότι τα σημεία αναφοράς και οι γωνίες που σχηματίζονται μεταξύ τους, είναι μια πολύ αξιόπιστη πηγή δεδομένων για την εξαγωγή διαφόρων χαρακτηριστικών. Ανάμεσα στους διαφορετικούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, αναφέρεται ότι ο Support Vector Machine (SVM) είχε την καλύτερη επίδοση ακολουθούμενος από τον Random Forest.

2.3.1 Μηχανική Μάθηση

Στην επιστήμη των υπολογιστών, *Μηχανική Μάθηση* ονομάζεται ο κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης στον οποίο ένας υπολογιστής παράγει κανόνες που διέπουν ή βασίζονται σε ακατέργαστα δεδομένα τα οποία έχουν τροφοδοτηθεί σε αυτόν. Περιλαμβάνει την ανάπτυξη αλγορίθμων που θα μπορούσαν να καταστήσουν τους υπολογιστές ικανούς να μάθουν περίπλοκα πρότυπα και να πάρουν έξυπνες αποφάσεις βασισμένες σε αυτά. Υπάρχει ένας μεγάλος κλάδος στον τομέα της επιστήμης των υπολογιστών, που καλύπτει αρκετά θέματα. Όμως, ενδιαφερόμαστε κυρίως για την αναγνώριση προτύπων.

Η μηχανική μάθηση μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο τομείς, την *Μη-επιβλεπόμενη Μάθηση* και την *Επιβλεπόμενη Μάθηση*. Στην πρώτη, η μηχανή προσπαθεί να αναγνωρίσει ομάδες όμοιων δεδομένων από ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων. Με άλλα λόγια, προσπαθεί να δημιουργήσει συστάδες δεδομένων βάσει κάποιων κριτηρίων όπως συναρτήσεις κόστους. Η μηχανή δεν έχει καμία προηγούμενη γνώση των κλάσεων που ανήκουν τα δεδομένα. Προσπαθεί μόνο να αναγνωρίσει φυσικές συστάδες ή ομάδες δεδομένων. Η Επιβλεπόμενη Μάθηση από την άλλη, μαθαίνει από το σύνολο ελέγχου το οποίο περιλαμβάνει κατηγοριοποιημένα δεδομένα και προβλέπει τις κλάσεις δεδομένων που δεν έχει δει [27]. Για τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης είναι πιο φυσικό να χρησιμοποιήσουμε τεχνικές επιβλεπόμενης μάθησης.

Χωρίς κανένα αναλυτικό μοντέλο, μπορεί κάποιος να διεξάγει μία “διαισθητική” προσέγγιση για να αναπτύξει συστήματα ανίχνευσης πτώσης βασισμένα στη μηχανική μάθηση, ξεκινώντας από την παρατήρηση (περίοδος εκπαίδευσης) και συνεχίζοντας με κατηγοριοποίηση. Ωστόσο, είναι απαραίτητο να τεθούν κριτήρια τα οποία είναι αρκετά σημαντικά και ανεξάρτητα (ικανά να διαχωρίζουν περιπτώσεις). Εάν κάποιος δουλεύει με επιβλεπόμενη εκπαίδευση, μπορεί να εκπαιδεύσει ένα νευρωνικό δίκτυο, το οποίο αργότερα θα χρησιμοποιηθεί για να κατηγοριοποιήσει αυτόματα μελλοντικές καταστάσεις. Μόνο καταστάσεις που συναντώνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν, οι υπόλοιπες εντάσσονται σε μία κλάση που ονομάζεται “άλλες” (παραπατώ, γλιστρώ, κλπ.). Αν η μάθηση είναι μη-επιβλεπόμενη, μία κλάση “πτώση”, είναι πιθανόν να απομονωθεί αν η περίοδος

εκπαίδευσης είναι αρκετά μεγάλη, ακόμη και άπειρη, αν το γεγονός της πτώσης είναι σπάνιο. Επιπλέον, η πρώτη πτώση είναι πιθανόν να χαθεί καθώς η κλάση της είναι ακόμη άγνωστη πριν συμβεί για πρώτη φορά [15].

Για την Επιβλεπόμενη Μάθηση είναι σημαντικό η ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης να είναι επαρκής, εξαντλητική και ακριβής. Γι' αυτό το λόγο, είναι σημαντικό στην περίοδο εκπαίδευσης, να μπορούν να αφομοιωθούν πτώσεις όσο πιο κοντά γίνεται στις πραγματικές πτώσεις της ομάδας των χρηστών που θα χρησιμοποιήσουν το σύστημα ανίχνευσης πτώσης.

Ανάμεσα στο πλήθος των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που υπάρχουν, είναι αρκετά πολύπλοκο να επιλέξει κανείς το σωστό για συγκεκριμένες εφαρμογές. Υπάρχουν ακόμη και ερευνητικές μελέτες που συγκρίνουν αρκετούς από αυτούς και προσπαθούν να αποφασίσουν ποιος είναι ο “καλύτερος” [28] [29]. Τελικά, είναι θέμα του κατασκευαστή της εκάστοτε εφαρμογής, να επιλέξει τον αλγόριθμο που του ταιριάζει. Για ευαίσθητες εφαρμογές, όπως τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης, συνίσταται ο έλεγχος και η σύγκριση αρκετών αλγορίθμων, προκειμένου να αποφασιστεί ποιος απ' όλους έχει την καλύτερη επίδοση.

Στο [27] συγκρίνονται πέντε διαφορετικές μέθοδοι επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης για ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης. Αυτοί είναι οι εξής : Naive Bayesian Classifier, Radial basis Function, Support Vector Machine, C4.5 και Ripple Down Rule Learner. Χρησιμοποιούν οχτώ σενάρια (τέσσερις πτώσεις, τρεις ADLs και μία κοντινή πτώση) προκειμένου να συλλέξουν δεδομένα και να ελέγξουν τους αλγορίθμους μεταξύ τους. Τελικά ως ο καλύτερος αλγόριθμος, επιλέχθηκε ο Naive Bayesian Classifier, με ακρίβεια 97.32% και με το μικρότερο χρόνο για το “χτίσιμο” του μοντέλου.

Ένα από τα πιο πρόσφατα συστήματα ανίχνευσης πτώσης που χρησιμοποιούν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης παρουσιάζεται στο [7]. Η ομάδα ενσωμάτωσε μία συσκευή με επιταχυνσιόμετρο τριών αξόνων, ένα μόντεμ ενός chip, μία συσκευή MCU και μερικά ακόμη περιφερειακά, σε ένα κινητό τηλέφωνο. Το χρησιμοποίησαν για ανίχνευση πτώσης με τη χρήση SVM μιας κλάσης για την επεξεργασία των σημάτων και με τους αλγορίθμους KFD (Kernel Fisher Discriminant) και k-NN (Nearest Neighbor) για ακριβή κατηγοριοποίηση. Απέφεραν 93.3% ακρίβεια για ένα περιορισμένο αριθμό σεναρίων.

2.3.2 Η Αναλυτική Μέθοδος

Η αναλυτική μέθοδος είναι η “χειρωνακτική” ή εμπειρική μελέτη συνόλου δεδομένων και ο ορισμός δικών μας παραμέτρων (thresholds) βάσει αυτών. Υπάρχει μία ανάγκη για λεπτομερή μελέτη πτώσεων και των φάσεων των πτώσεων για καλύτερη κατανόηση και αποτελέσματα. Το επίκεντρο της μελέτης μας παρουσιάζεται σ' αυτό το κομμάτι.

Όταν ξεκινάει ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, θα πρέπει αμέσως να διακρίνει τις ADLs και να μη τις μπερδεύει με πτώσεις. Αυτό συμβαίνει στη φάση πριν από την πτώση.

Στην πρώιμη ανίχνευση της κρίσιμης φάσης της πτώσης, η απότομη μεταβολή της επιτάχυνσης μπορεί επίσης να σηματοδοτήσει πτώση. Σε μία πτώση υπάρχει μια σύντομη περίοδος “ελεύθερης πτώσης”, κατά τη διάρκεια της οποίας η κατακόρυφη ταχύτητα αυξάνεται γραμμικά με το χρόνο εξαιτίας της επιτάχυνσης βαρύτητας. Αν κάποιος μετρήσει την κατακόρυφη ταχύτητα ελεγχόμενων κινήσεων ενός ατόμου, μπορεί έπειτα να ξεχωρίσει αυτές τις ταχύτητες από αυτές που καταγράφονται κατά τη διάρκεια μιας πτώσης, οι οποίες ξεπερνούν ένα κατάλληλο όριο. Η δυσκολία έγκειται στην επιλογή αυτού του ορίου. Αν είναι πολύ χαμηλό η συσκευή μπορεί να ανιχνεύει αρνητικά γεγονότα (“λανθασμένα σωστά”), αλλά αν το όριο είναι πολύ υψηλό μπορεί να μην ανιχνεύσει θετικά γεγονότα (“λανθασμένα αρνητικά”) [15]. Για περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τα “λανθασμένα θετικά” και “λανθασμένα αρνητικά” βλέπε παράγραφο 2.5. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια περίοδος μάθησης για να ξεπεραστεί αυτή η δυσκολία. Αυτή η περίοδος μάθησης μπορεί να είναι “επιβλεπόμενη” ζητώντας από κάποιον να φορέσει τη συσκευή και να εκτελέσει εθελοντικά μια σειρά κινήσεων ώστε να καταγράψουμε την κανονική ταχύτητα εκτέλεσής τους.

Τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης μπορούν να χρησιμοποιήσουν την επιτάχυνση της πτώσης, την ταχύτητα της πτώσης, τον προσανατολισμό του σώματος, τη θέση του σώματος, τη γωνιακή επιτάχυνση και τη γωνιακή ταχύτητα στην κρίσιμη φάση ως καθοριστικό παράγοντα για να διακρίνουμε τις πτώσεις από τις καθημερινές δραστηριότητες.

Τελικά, η ανίχνευση της πολύ πρώιμης φάσης της πτώσης θα μπορούσε να επιτρέψει την προώθηση ενός αερόσακου ή ενός συστήματος που θα μπορούσε να εξομαλύνει την πτώση ή ακόμη να σώσει το χρήστη. Ωστόσο, αυτή η μεμονωμένη προσέγγιση βρίσκεται ακόμη σε μελέτη.

Στο τέλος της κρίσιμης φάσης το σώμα χτυπά στο έδαφος ή σε κάποιο εμπόδιο. Η μηχανική επίπτωση αυτού του γεγονότος, είναι μια ξαφνική αντιστροφή της πολικότητας του διανύσματος της επιτάχυνσης στην κατεύθυνση της τροχιάς. Αυτό το φαινόμενο αναφέρεται συχνά ως “αντίκτυπος”. Η ανίχνευση πτώσης σ' αυτή τη φάση, μπορεί να γίνει από αισθητήρες πίεσης, αισθητήρες ανίχνευσης αντίκτυπου ή από επιταχυνσιόμετρα. Ένα επιταχυνσιόμετρο, θα καταγράψει μία απότομη αντιστροφή της πολικότητας του διανύσματος επιτάχυνσης, στην κατεύθυνση της τροχιάς [15]. Ο ήχος που παράγεται από τον αντίκτυπο της πτώσης, μπορεί επίσης να μετρηθεί, όπως έγινε στο [18].

Μερικά συστήματα χρησιμοποιούν αυτή την προσέγγιση, αλλά η δυσκολία σε αυτήν είναι να αποφασίσουμε την κατεύθυνση της τροχιάς, η οποία προφανώς διαφέρει από μία πτώση σε μία άλλη. Ωστόσο, γνωρίζουμε ότι οι περισσότερες πτώσεις συμβαίνουν σε τοξοειδές επίπεδο (προς τα μπρος ή προς τα πίσω) καθώς η πτώση συχνά ακολουθεί μια εθελοντική κίνηση, η οποία εκτελείται κυρίως σε τοξοειδές επίπεδο (κάθομαι, σηκώνομαι, περπατάω, σκύβω κάτω). Μία δεύτερη δυσκολία είναι η τοποθεσία του αισθητήρα στο σώμα, σε σχέση με το σημείο του αντίκτυπου. Βάσει του αν ο αισθητήρας βρίσκεται κοντά ή όχι στο σημείο του αντίκτυπου, το σήμα που καταγράφεται τη στιγμή του αντίκτυπου μπορεί να διαφέρει σε σημαντικό βαθμό, και κατά συνέπεια είναι πιο δύσκολο να αναγνωρίσουμε μία πτώση όταν συμβαίνει, οδηγώντας σε ένα μεγάλο αριθμό “λανθασμένα θετικών” γεγονότων, όπως

επισημαίνεται στο [4].

Η απλούστερη μέθοδος για να ανιχνεύσει κανείς μία πτώση, είναι ανιχνεύοντας την ξαπλωμένη θέση του σώματος, για παράδειγμα με έναν αισθητήρα οριζόντιας κλίσης (μία επαφή υδραργύρου ή μία σφαίρα παγιδευμένη σε έναν οδηγό). Αυτό βασίζεται στο γεγονός ότι οι περισσότερες πτώσεις καταλήγουν με το σώμα σε οριζόντια θέση, αλλά όχι όλες τελικά, σύμφωνα με τα [9] [15]. Αυτό μπορεί να ονομαστεί έμμεση ανίχνευση της οριζόντιας/ξαπλωμένης θέσης στη φάση μετά την πτώση. Μια άλλη προσέγγιση είναι να ανιχνεύσουμε πότε τα πόδια δε βρίσκονται πλέον σε επαφή με το έδαφος. Η απλή ανίχνευση για το αν ο χρήστης είναι ξαπλωμένος, ώστε να υποδηλώνει πτώση, είναι ελαττωματική, καθώς το να πέφτει κανείς για ύπνο θα προκαλούσε “λανθασμένα θετικά” γεγονότα.

Στη φάση μετά την πτώση, ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, μπορεί να χρησιμοποιήσει ως καθοριστικό παράγοντα/ες για μια πτώση, τον προσανατολισμό του σώματος, στάσεις του σώματος, και διαφορά ή μετάβαση ανάμεσα στον προσανατολισμό ή τη θέση του σώματος στις φάσεις πριν και μετά την πτώση.

Στη φάση ανάκαμψης, η έλλειψη κίνησης, δραστηριότητας ή αντανakλαστικών, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση πτώσης, καθώς μετά από μία “σοβαρή” πτώση όπου το άτομο έχει τραυματιστεί σοβαρά, συχνά παραμένει ακίνητο σε μία θέση. Καθορίζουμε ένα χρονικό διάστημα για να παρατηρήσουμε ότι το άτομο είναι όντως ακίνητο, χρησιμοποιώντας αισθητήρες όπως επιταχυνσιόμετρα, για να καταγράψουμε πόση κίνηση υπάρχει [15]. Το μειονέκτημα σε αυτή την προσέγγιση είναι ότι η παρέμβαση ή η κλήση για βοήθεια, θα πάρει επίσης κάποιο χρόνο, που εξαρτάται από την καθυστέρηση που έχει βάλει κανείς στο σύστημά του. Επίσης πτώσεις που οφείλονται σε επιληπτικά επεισόδια, θα καταγράψουν πολλή κίνηση στη φάση μετά την πτώση. Ο χρόνος που ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης πρέπει να περιμένει πριν σημάνει συναγερμό, βάσει της φάσης ανάκαμψης, εξαρτάται από δύο παράγοντες. Ο πρώτος είναι η βαρύτητα της πτώσης. Αν βρίσκεται στην κρίσιμη φάση, και σημειωθεί στις μετρήσεις ένας κάθετος αντίκτυπος, τότε αυτό μπορεί να αποτελεί σημάδι μιας πολύ σοβαρής πτώσης. Ο δεύτερος είναι ο χρήστης που χρησιμοποιεί το σύστημα. Ένας χρήστης που είναι πιο πιθανό να αναρρώσει και να σηκωθεί μετά από μία πτώση, πρέπει να έχει λίγο περισσότερο χρόνο στη διάθεσή του για να το κάνει, σε σχέση με ένα χρήστη που δε μπορεί. Ένα καλό σύστημα πρέπει να μειώσει αυτό το χρονικό διάστημα στο μέγιστο του ενός λεπτού.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η μελέτη των στάσεων του σώματος και όχι μόνο ο προσανατολισμός του, μπορούν να δηλώσουν ότι συνέβη μια πτώση. Αυτή είναι και η προσέγγιση του [9]. Αισθητήρες προσανατολισμού – μεταξύ των οποίων τα γυροσκόπια θα ήταν οι καλύτεροι – μπορούν να χρησιμοποιηθούν γι' αυτό το σκοπό. Επίσης, για την αίσθηση της ακινησίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν κάμερες, υπέρυθροι αισθητήρες, καθώς και διάφοροι άλλοι αισθητήρες. Ένα έξυπνο κινητό με ποικιλία αισθητήρων (ένα γυροσκόπιο, ένα επιταχυνσιόμετρο και ένας αισθητήρας προσανατολισμού θα ήταν προτιμώμενα) θα ήταν κατάλληλο για την ανάλυση της φάσης μετά την πτώση και όχι μόνο, αλλά και για όλα τα αξιώματα που προαναφέρθηκαν.

Αν το σύστημα γνωρίζει περισσότερα σχετικά με το χρήστη τότε μπορεί να προβλέψει πώς θα αντιδράσει στη φάση της πτώσης. Εάν το σύστημα γνωρίζει ότι ο

χρήστης του είναι πιθανό να παρουσιάσει δραστηριότητα κατά την πτώση στη φάση της ανάκαμψης, για παράδειγμα επιληπτικές κρίσεις μετά την πτώση, ή ένας ασθενής που θα μπορούσε να κινήσει το πάνω μέρος του σώματός του, αλλά όχι να σηκωθεί, τότε, δε θα μπορούσε να μπερδέψει την κίνηση που καταγράφεται ως σημάδι ανάρρωσης, και θα συνέχιζε ώστε να σημάνει συναγερμό. Επίσης, αν το σύστημα γνωρίζει, μέσω πλαισίου, ότι ο χρήστης είναι πιθανό να χρειαστεί περισσότερο ή λιγότερο χρόνο πριν ανακάμψει ή σηκωθεί μόνος του, τότε θα μπορούσε να διαφοροποιήσει το χρόνο αναμονής του πριν σημάνει συναγερμό.

Ο συνδυασμός των αλγορίθμων και των αξιωμάτων ανίχνευσης από διαφορετικές φάσεις μιας πτώσης, αποδεικνύεται ότι δίνουν πιο ακριβή αποτελέσματα. Η χρήση πολλαπλών αλγορίθμων ανίχνευσης σε κάθε φάση της πτώσης, αυξάνει επίσης την ακρίβεια. Το τίμημα είναι ότι το σύστημα ανίχνευσης πτώσης χρησιμοποιεί περισσότερες πηγές επεξεργασίας.

2.4 Εξισώσεις και Αλγόριθμοι που βασίζονται στην Επιτάχυνση

Για να έχουμε μια συνολική αίσθηση της επιτάχυνσης, η ολική επιτάχυνση της συσκευής από τους άξονες X,Y,Z συνδυάζονται όπως έχουν κάνει ήδη πολλοί ερευνητές, μεταξύ των οποίων στα [8], [23], [30]. Ο συνδυασμός αυτός, ονομάζεται RSS (Root of Sum Squares) και υπολογίζεται με την εξίσωση 2.1. Άλλοι ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει την πραγματική επιτάχυνση του ατόμου. Αυτό μερικές φορές αναφέρεται ως δυναμική ολική επιτάχυνση, και δίνεται από την εξίσωση 2.2.

$$RSS = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (2.1)$$

$$RSS_d = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} - 9.81 \text{ m/s}^2 \quad (2.2)$$

όπου x, y, z η τιμή της επιτάχυνσης στους αντίστοιχους άξονες X, Y, Z

Ο πιο απλός αλγόριθμος είναι ο έλεγχος της επιτάχυνσης στην αρχή της κρίσιμης φάσης. Όταν στεκόμαστε όρθιοι η συνολική επιτάχυνση είναι περίπου 1G, (= 9.81 m/s²). Αυτή η τιμή τείνει προς το 0G κατά την ελεύθερη πτώση, μέχρι τελικά να φτάσει στον αντίκτυπο. Τίθεται ένα όριο βάσει δοκιμών, όπου δεδομένα πτώσεων συγκρίνονται με δεδομένα από ADLs και άλλες καθημερινές δραστηριότητες. Αυτή η τιμή κάποιες φορές καλείται Lower Fall Peak (LFP), διότι αποτελεί τη χαμηλότερη τιμή της επιτάχυνσης κατά την πτώση. Τελικά, αποφασίζοντας το όριο αυτής της τιμής, προκύπτει το Lower Fall Threshold (LFT).

Κατά τον αντίκτυπο, ο χρήστης δέχεται μία δύναμη από το έδαφος. Αυτή η δύναμη, οδηγεί στη γρήγορη αύξηση της κατακόρυφης επιτάχυνσης σε τιμή αντίθετη από αυτή της επιτάχυνσης βαρύτητας. Η μέτρηση αυτής της τιμής μας δίνει το Upper Fall Peak (UFP), δηλαδή τη μεγαλύτερη τιμή της επιτάχυνσης κατά την πτώση. Όπως και

για το LFP, μέσω δοκιμών αποφασίζουμε την τιμή του Upper Fall Threshold (UFP).

Αυτοί οι δύο διαφορετικοί αλγόριθμοι ελέγχθηκαν στο [23]. Το UFT δίνει καλύτερη ακρίβεια, και ως εκ τούτου αξιοπιστία σε σχέση με το LFT. Όσο πιο δραστήριος είναι ο χρήστης και επιδίδεται σε ποικίλες δραστηριότητες, τόσο πιο χαμηλή είναι η ακρίβεια του συστήματος. Αυτό σημαίνει πολλούς λάθος συναγερμούς. Επομένως, είναι σύνηθες να συνδυάζονται τα UFT και LFT, προκειμένου να δημιουργήσουν ένα προφίλ. Αυτός ο αλγόριθμος ονομάζεται *profiling algorithm*.

Για έναν πιο λεπτομερή σχεδιασμό ενός προφίλ, μπορούμε να μετρήσουμε τα falling-edge time (t_{FE}) και rising-edge time (t_{RE}) όπως έχουν κάνει στο [10]. Το t_{FE} είναι το χρονικό διάστημα από τη στιγμή που το RSS γίνεται μικρότερο από το LFT για τελευταία φορά, μέχρι να φτάσει στο UFT. Το t_{RE} από την άλλη μεριά είναι το χρονικό διάστημα από τη στιγμή που το RSS γίνεται μεγαλύτερο από το LFT για τελευταία φορά, μέχρι να γίνει μεγαλύτερο και από το UFT. Το t_{RE} είναι συνήθως ένα μικρότερο υποσύνολο του t_{FE} . Μπορεί λοιπόν κάποιος, να ελέγξει τα $LFT + t_{RE} + UFT$ ή $LFT + t_{FE} + UFT$ για να δημιουργήσει το προφίλ του αλγορίθμου του. Βέβαια, τα LFT, UFT είναι προαπαιτούμενα για τη χρήση των t_{RE} και t_{FE} .

Στο [31], χρησιμοποιήθηκε ένα παράθυρο 1.5 δευτερολέπτου. Τα RSS δεδομένα χωρίστηκαν με 50% επικάλυψη. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα δύο διαδοχικών παραθύρων επικαλύπτονταν κατά το ήμισυ. (Μερικές φορές το παράθυρο ολίσθησης είναι μικρότερο και δεν επικαλύπτονται όπως στο [32]). Ο αλγόριθμος βρίσκει το LFP και το UFP στο τρέχον παράθυρο και παίρνει τη μεταξύ τους διαφορά, δίνοντας το $RSS_{UFP-LFP}$, όπως φαίνεται στην εξίσωση 2.3. Αν τόσο το UFP όσο και το LFP φτάσουν στα αντίστοιχα όρια και το LFP συμβαίνει πριν το UFP, τότε σηματοδοτείται πτώση.

$$RSS_{UFP-LFP} = t_{UFP} - t_{LFP} \quad (2.3)$$

όπου t = η στιγμή του συμβάντος

Για να βελτιωθεί η ακρίβεια ενός συστήματος ανίχνευσης πτώσης, πολλοί αλγόριθμοι ελέγχουν τη θέση του σώματος. Οι περισσότεροι από αυτούς τους αλγορίθμους υποθέτουν ότι στη φάση μετά την πτώση και πριν τη φάση ανάκαμψης, το σώμα είναι σε ξαπλωμένη στάση. Κάποιος μπορεί να φτιάξει ένα όριο όμοιο με τα LFT και UFT όταν το σώμα είναι ξαπλωμένο, το Upper Lying Peak (ULP) και το Lower Lying Peak (LLP), όπως έχουν κάνει στο [33]. Ο αλγόριθμος ελέγχει πρώτα ότι τα όρια LFT και UFT έχουν ξεπεραστεί. Στη συνέχεια, μετά από 10 δευτερόλεπτα αν και τα δύο όρια Upper Lying Threshold και Lower Lying Threshold έχουν ξεπεραστεί, τότε σηματοδοτείται πτώση. Το προφίλ αυτό είναι $LFT + UFT + \text{wait } 10 \text{ sec} + LLP + ULT$.

Ένας άλλος τρόπος να μετρήσουμε την κρίσιμη φάση μιας πτώσης είναι μετρώντας την *ταχύτητα* συνήθως χρησιμοποιώντας την εξίσωση 2.4.

$$\int \text{RSS}_d dt \quad (2.4)$$

Το όριο της ταχύτητας βασίζεται στο ολοκλήρωμα από τη στιγμή της έναρξης μιας πτώσης μέχρι τον αντίκτυπο από το έδαφος [10] [30]. Το όριο της ταχύτητας μπορεί επίσης να προστεθεί σε έναν profilig αλγόριθμο ή να χρησιμοποιηθεί μόνο του.

Για τον ορισμό/υπολογισμό των ορίων πτώσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι αλγόριθμοι *fall index*, (εξίσωση 2.5), ή ο Z2, (εξίσωση 2.6). Στο [32] χρησιμοποιούνται τρεις διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων. Ο Αλγόριθμος 1 ελέγχει τόσο για τον αντίκτυπο όσο και για τη στάση του σώματος. Το όριο για τον αντίκτυπο βασίζεται είτε στα Z2, UFT, UFT_d, είτε στο $\text{RSS}_{\text{UFP-LFP}}$ + “Έλεγχος της στάσης του σώματος”. Ο Αλγόριθμος 2 χρησιμοποιεί LFT + UFT (μέσα σε χρονικό πλαίσιο ενός δευτερολέπτου) ή ένα όριο βασισμένο στο Z2 + “Έλεγχος της στάσης του σώματος”. Ο Αλγόριθμος 3 χρησιμοποιεί το LFT + “όριο βάσει ταχύτητας” + UFT (μέσα σε χρονικό πλαίσιο ενός δευτερολέπτου) ή “όριο βασισμένο στο Z2” + “Έλεγχος της στάσης του σώματος”. Η θέση του σώματος ανιχνεύτηκε 2 δευτερόλεπτα μετά τον αντίκτυπο, με τη χρήση της επιτάχυνσης του κάθετου άξονα, βασισμένη στη μέση επιτάχυνση σε χρονικό διάστημα 0.4 δευτερολέπτων. Η ξαπλωμένη θέση έχει συνήθως επιτάχυνση μικρότερη από 0.4G. Τα ευρήματά τους δείχνουν ότι ο πρώτος αλγόριθμος έχει την καλύτερη ευαισθησία (97%) αν χρησιμοποιηθεί το UTF ή το Z2 + “στάση σώματος”.

$$FI_i = \sqrt{\sum_{k=x,y,z} \sum_{i=1}^i ((k)_i - (k)_{i-1})^2} \quad (2.5)$$

όπου x, y, z = η επιτάχυνση από τους άξονες X,Y, Z

$$Z2 = \frac{\text{RSS}^2 - \text{RSS}_d^2 - G^2}{2G} \quad (2.6)$$

Η στάση του σώματος μπορεί επίσης να μετρηθεί χρησιμοποιώντας το *εσωτερικό γινόμενο* δύο διανυσμάτων επιτάχυνσης, και βρίσκοντας τη γωνία μεταξύ τους. Στο [10] η γωνία μπορεί να είναι μεταξύ α) του διανύσματος αναφοράς της επιτάχυνσης και του τρέχοντος διανύσματος επιτάχυνσης, εξίσωση 2.7 ή β) μεταξύ του κάθετου διανύσματος y και της επιτάχυνσης, εξίσωση 2.8. Το διάνυσμα αναφοράς της επιτάχυνσης υπολογίζεται από το μέσο όρο του σήματος επιτάχυνσης και των τριών αξόνων, που καταγράφεται όταν ο αισθητήρας είναι προσαρμοσμένος στο άτομο το οποίο είναι σε όρθια στάση για 5 δευτερόλεπτα. Στα [25] και [34] η γωνία υπολογίζεται μεταξύ δύο διαδοχικών τιμών RSS, εξίσωση 2.9.

Μερικές συσκευές έχουν ήδη αισθητήρες προσανατολισμού ή οι πιο ακριβείς γυροσκόπια τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν αντί αυτών. Η ερευνητική ομάδα στο [8] χρησιμοποιεί τις εξισώσεις 2.4 και 2.10. Στην εξίσωση 2.10, ο z είναι ο κάθετος άξονας (πάνω και κάτω), ο y είναι ο οριζόντιος άξονας (αριστερά και δεξιά) και ο x είναι ο πίσω-μπρος άξονας.

$$\Theta = \arccos \frac{\text{referencegravity} \bullet \text{currentgravity}}{\|\text{referencegravity}\| \| \text{currentgravity} \|} \quad (2.7)$$

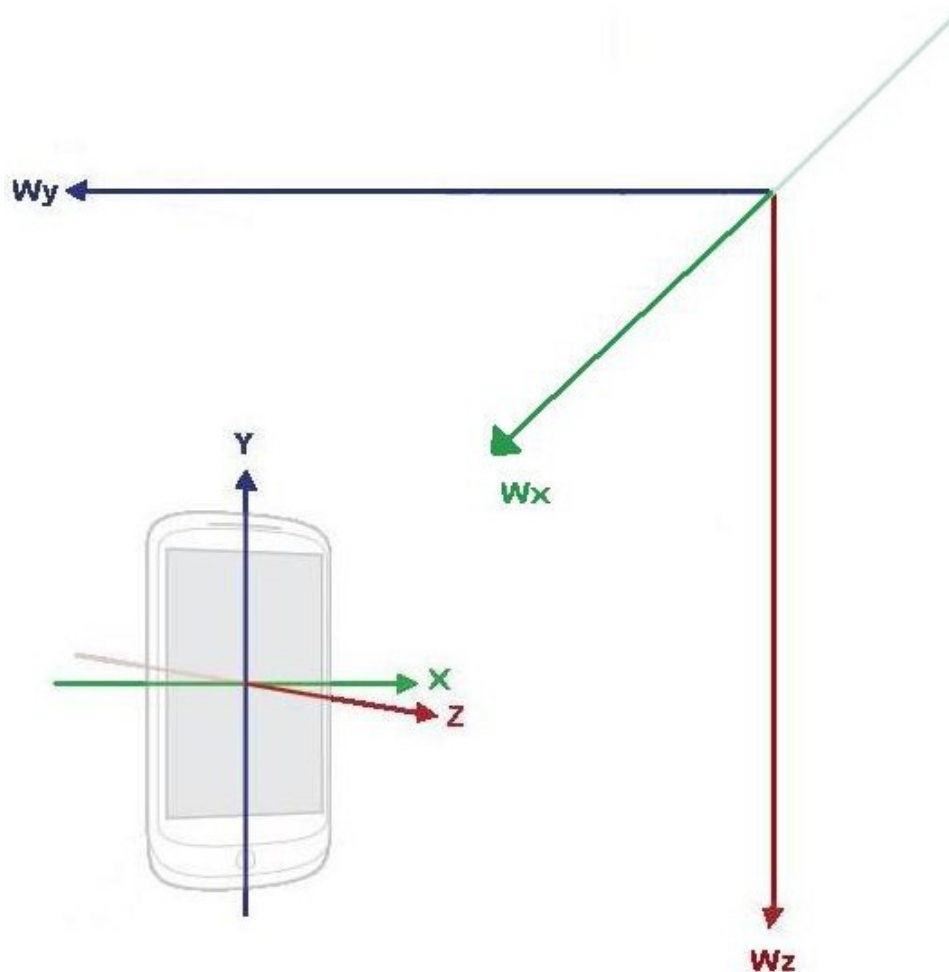
$$\varphi = \arccos \frac{y \bullet \text{gravity}}{\|y\| \| \text{gravity} \|} \quad (2.8)$$

$$\Phi = \arccos \frac{\text{RSS}_t \bullet \text{RSS}_{t+1}}{\|\text{RSS}_t\| \| \text{RSS}_{t+1} \|} \quad (2.9)$$

$$\text{Orientation} = |x \sin \Theta_z + y \sin \Theta_y + z \cos \Theta_y \cos \Theta_z|, \quad (2.10)$$

όπου $\Theta_x, \Theta_y, \Theta_z$ = τα δεδομένα από τον αισθητήρα προσανατολισμού

Στην Εικόνα 3 φαίνεται ένα smartphone με τους άξονές του τοποθετημένο στο σύστημα παγκόσμιων συντεταγμένων.



Εικόνα 3

2.5 Αξιολόγηση των Συστημάτων Ανίχνευσης Πτώσης

Όταν αξιολογούμε συστήματα ανίχνευσης πτώσης, χρειάζεται να δούμε στην πράξη πόσο καλά δουλεύουν. Αυτό σημαίνει ότι, χρειάζεται να δούμε πως οι πραγματικές πτώσεις όντως καταγράφονται.

Οι ποσότητες False Positive (Λανθασμένα Θετικά), False Negative (Λανθασμένα Αρνητικά), Accuracy (Ακρίβεια), Sensitivity (Ευαισθησία) και Specificity (ειδίκευση), χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση τέτοιου είδους συστημάτων.

Σύμφωνα με το [15], υπάρχουν τέσσερις πιθανές περιπτώσεις που θα μπορούσαν να συμβούν, όταν ελέγχουμε συστήματα ανίχνευσης πτώσης. Στον δικό μας έλεγχο, μετράμε τον αριθμό των συμβάντων για κάθε περίπτωση και τον σημειώνουμε, κατασκευάζοντας μ' αυτόν τον τρόπο ένα στατιστικό αρχείο. Οι τέσσερις περιπτώσεις έχουν ως εξής :

1. True Positive (TP) : συμβαίνει μία πτώση και η συσκευή την αναγνωρίζει.
2. False Positive (FP) : η συσκευή σηματοδοτεί μία πτώση που στην πραγματικότητα δε συνέβη.
3. True Negative (TN) : δε συμβαίνει πτώση και η συσκευή δε σηματοδοτεί ότι συνέβη κάτι τέτοιο.
4. False Negative (FN) : συμβαίνει μία πτώση αλλά η συσκευή δεν την ανιχνεύει.

Βάσει των τεσσάρων περιπτώσεων που αναφέρθηκαν παραπάνω, υπάρχουν τέσσερα κριτήρια για την αξιολόγηση συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Δεν υπάρχει ομοφωνία μεταξύ των ερευνητών για το ποιο ή ποια να χρησιμοποιηθούν, αλλά η ευαισθησία (Sensitivity) και η ειδίκευση (Specificity), θεωρούνται τα πιο σημαντικά.

- Sensitivity = $TP / (TP + FN)$: Η ικανότητα ανίχνευσης πτώσης.
- Specificity = $TN / (TN + FP)$: Η ικανότητα ανίχνευσης μόνο των πτώσεων.
- Accuracy = $(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$: Δίνει μια συνολική ορθότητα για την ανίχνευση πτώσης.
- Kappa = $(A - C) / (1 - C)$: όπου $A = \text{Accuracy}$ και $C = (TP + FN) / (TP + TN + FP + FN) \times (TP + FP) / (TP + TN + FP + FN) \times (FN + TN) / (TP + TN + FP + FN) \times (TN + FP) / (TP + TN + FP + FN)$

Οι τέλει αισθητήρες θα δώσουν ποσοστό 100%(=1), τόσο στην ευαισθησία (Sensitivity) όσο και στην ειδίκευση (Specificity). Γενικά θέλουμε να αποφύγουμε τα false positives και false negatives. Ίσως μπορούμε να πούμε ότι τα false positives είναι καλύτερα από τα false negatives, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι είναι αποδεκτό από όλους. Απλά υποστηρίζουμε ότι είναι περισσότερο αποδεκτό η συσκευή να εκπέμπει λανθασμένους συναγερμούς, όταν δεν συμβαίνουν πραγματικές πτώσεις, παρά να μην αναγνωρίζει τις πραγματικές πτώσεις όταν αυτές συμβαίνουν. Αυτή η αναφορά γίνεται εδώ, γιατί αυτό που συμβαίνει συνήθως όταν προσαρμόζουμε τις παραμέτρους του συστήματός μας έτσι ώστε να αυξήσουμε κάποια από τα κριτήρια, το αντίθετο φαινόμενο συμβαίνει σε κάποια από τα υπόλοιπα κριτήρια. Με άλλα λόγια, μερικές φορές η αύξηση της ευαισθησίας της συσκευής, μπορεί να μειώσει την ιδιαιτερότητά της και αντίστροφα.

Στο Κεφάλαιο 3 θα ρίξουμε μία πιο διεξοδική ματιά στο πώς να κατασκευάσουμε ένα

πειραματικό σύνολο για να συλλέξουμε αυτά τα στατιστικά δεδομένα, τα οποία στη συνέχεια θα μας δείξουν την απόδοση του συστήματός μας.

Σύμφωνα με το [4], εκτός από την εγγενή απόδοση του ανιχνευτή πτώσης, πρέπει να ληφθούν υπόψιν κι άλλα κριτήρια όταν συγκρίνουμε διαφορετικές προσεγγίσεις. Τέτοια κριτήρια σχετίζονται με τον παράγοντα σχηματισμού του συστήματος, την αποδοχή, τη χρηστικότητα και το επίπεδο εκπλήρωσης.

Ο παράγοντας σχηματισμού (δηλαδή η μάζα και ο όγκος του αισθητήρα), είναι ιδιαίτερος σημαντικός αν ο χρήστης τον κουβαλάει.

Η αποδοχή του αισθητήρα είναι συνήθως χαμηλότερη αν ο αισθητήρας βρίσκεται πάνω στη χρήστη (ενδο-αισθητήρας), απ' ότι αν είναι εγκατεστημένος στο περιβάλλον του (εξωτερικός αισθητήρας). Επηρεάζεται επίσης από την “ορατότητα” : ένας ορατός αισθητήρας (στον καρπό, στη ζώνη, στο στήθος), μπορεί να στιγματίζει την αναπηρία ή την εξάρτηση. Αυτό μπορεί επίσης να συμβεί και με τους εξωτερικούς αισθητήρες που είναι τοποθετημένοι σε εμφανή σημεία στο οικιακό περιβάλλον του χρήστη. Από την άλλη πλευρά, κάποιοι ασθενείς θέλουν να έχουν ορατούς αισθητήρες για να αισθάνονται περισσότερο ασφαλείς. Συνεπώς η αποδοχή είναι πραγματικά υποκειμενική για διαφορετικούς χρήστες.

Η φιλικότητα προς το χρήστη εξαρτάται από την αυτονομία, την εμβέλεια και τη συσκευασία. Η αυτονομία είναι ο εκτιμώμενος χρόνος μεταξύ δύο διαδοχικών παρεμβάσεων συντήρησης του συστήματος, δηλαδή η αλλαγή ή η φόρτιση των μπαταριών. Η εμβέλεια είναι η μέγιστη απόσταση μεταξύ του ατόμου και του αισθητήρα, έτσι ώστε ο τελευταίος να μπορεί να εκτελέσει μια αποτελεσματική μέτρηση. Στην περίπτωση ενός κινητού αισθητήρα, η ασύρματη επικοινωνία, είναι η απόσταση μεταξύ του σταθμού βάσης και του αισθητήρα. Ο τύπος της συσκευασίας αφορά στο βιολογικά αβλαβές, για παράδειγμα βίο-συμβατότητα, ή στο ρίσκο τραυματισμού για αισθητήρες που βρίσκονται σε άμεση επαφή με το δέρμα.

Το επίπεδο της “εκπλήρωσης” προστέθηκε επειδή μερικά υποσχόμενα συστήματα βρίσκονται ακόμη υπό έλεγχο ενώ κάποια άλλα είναι ήδη διαθέσιμα στην αγορά.

Non-fall δοκιμές (ADLs για μη τυχαίες πτώσεις και προσεκτικά επιλεγμένες δραστηριότητες για τυχαίες πτώσεις) πρέπει να μετρηθούν από πραγματικούς πιθανούς χρήστες του στοχευόμενου πληθυσμού του συστήματος, για παράδειγμα από ηλικιωμένους ανθρώπους. Το λιγότερο πέντε συμμετέχοντες πρέπει να εκτελέσουν όλες τις σειρές των επιλεγμένων δραστηριοτήτων τουλάχιστον τρεις φορές. Μία σειρά δραστηριοτήτων πρέπει να μετρηθεί σαν μία. Ιδανικά, θα πρέπει να αποφασίσει ο συμμετέχων με ποια σειρά θα εκτελέσει της δραστηριότητες της κάθε ομάδας. Αυτό θα κάνει το σενάριο πιο κοντά στην πραγματικότητα. Ο συμμετέχων μπορεί να αλλάξει τη σειρά των δραστηριοτήτων της ίδιας ομάδας για τους επόμενους γύρους. Επίσης μπορεί να επιλέξει το ρυθμό με τον οποίο θα εκτελέσει τις δραστηριότητες.

Ενώ τα τέσσερα πρώτα κριτήρια προτείνονται από το [4], προσθέσαμε και ένα ακόμη κριτήριο, την προσαρμοστικότητα. Όπως αναφέρθηκε στην αρχή, είναι επιθυμητός ένας καλός αισθητήρας, ικανός να προσαρμόζεται ή να ταιριάζει ειδικά σε διαφορετικά άτομα.

2.6 Εμπορικά Συστήματα Ανίχνευσης Πτώσης

Τα περισσότερα από τα εμπορικά διαθέσιμα συστήματα ανίχνευσης πτώσης είναι με τον ένα ή τον άλλο τρόπο ένας τύπος κουμπιού πανικού. Τα μέρη από τα οποία απαρτίζονται είναι σχεδόν πάντα τα ίδια – μία συσκευή που φοριέται, ένας σταθμός βάσης και ένα κέντρο εντολών. Συνήθως η τιμή τους κυμαίνεται από 20 ως 25 Δολάρια ΗΠΑ. Ένα παράδειγμα μπορεί να βρεθεί στην ιστοσελίδα [35]. Παρέχει ελάχιστη πληροφορία σχετικά με τη συσκευή, αλλά είναι μία από τις πιο οικονομικές που υπάρχουν.

Κάποιος μπορεί επίσης να βρει κουμπιά συναγερμού τα οποία δεν έχουν σταθμό βάσης και εκπέμπουν ένα πολύ δυνατό θόρυβο, 91 dB, όταν ενεργοποιούνται για να προσελκύσουν την προσοχή στο χρήστη. Κοστίζουν περίπου 13 Δολάρια ΗΠΑ. Δε θα επεκτείνουμε περαιτέρω τη συζήτηση γι' αυτά τα συστήματα, γιατί θεωρούμε ότι έχουν πολλές ελλείψεις ώστε να θεωρούνται καλά συστήματα ανίχνευσης πτώσης.

Οι εταιρείες αφοσιωμένης βοήθειας είναι η επόμενη βελτίωση του συστήματος του κουμπιού πανικού. Η εταιρεία δρα σαν το κέντρο εντολών ελέγχοντας το χρήστη εικοσιτέσσερις ώρες τη μέρα, κάθε μέρα του χρόνου. Παρέχουν καλύτερη βοήθεια, καθώς είναι καλύτερα εξοπλισμένοι και εκπαιδευμένοι για καταστάσεις έκτακτης ανάγκης. Το μειονέκτημα είναι το υψηλό κόστος. Χρεώνουν τους πελάτες τους με μηνιαία συνδρομή επιπλέον μιας αρχικής συνδρομής και των εξόδων του εξοπλισμού. Μία μηνιαία συνδρομή μπορεί να κυμαίνεται από 20 Δολάρια ΗΠΑ ως 30 Δολάρια ΗΠΑ ανάλογα με το είδος των υπηρεσιών που προσφέρει η εταιρεία. Παραδείγματα τέτοιων εταιρειών αποτελούν οι Alert-1 [36] και η Hjelpr 24 [37] στη Νορβηγία. Μερικές εταιρείες γενικής ασφάλειας στη Νορβηγία, προσφέρουν επίσης συστήματα ανίχνευσης πτώσης επιπλέον των κανονικών μηχανισμών συναγερμού ασφαλείας, όπως η Securitas [38].

Από τα παραπάνω συστήματα λείπει μια βασική προδιαγραφή ώστε να αποτελούν καλά συστήματα ανίχνευσης πτώσης, και είναι το να έχουν μία συσκευή που μπορεί πραγματικά να αισθανθεί την πτώση. Αποτυγχάνουν στο να παρατηρήσουν αν ο χρήστης έχει πέσει, αν δεν έχει διαύγεια ή είναι αναισθητός. Ο επόμενος τύπος συστημάτων έχει ενσωματωμένους αισθητήρες - είναι τα ίδια τα συστήματα αισθητήρες – που μπορούν να καταλάβουν και να ανιχνεύσουν την πτώση. Ακολουθούν μερικά παραδείγματα τέτοιων συστημάτων. Το πρώτο είναι το HealthSensor a.k.a iLige από την iLife Solutions [39]. Πρόκειται για μια μικρή φορητή συσκευή που έχει προηγμένους μικροεπεξεργαστές και επιταχυνσιόμετρα. Οι κατασκευαστές της iLife περιγράφουν το σύστημά τους ως ικανό να διακρίνει ανάμεσα σε σοβαρές πτώσεις και κανονικές κινήσεις (ADLs), ακόμα και ανώμαλες κινήσεις όπως το jogging και το κατέβασμα σκαλοπατιών. Το σύστημα HealthSensor (Εικόνα 4) μπορεί να ανιχνεύσει την αδράνεια όπως και τις πτώσεις. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο σε κάποιες περιπτώσεις. Η ιστοσελίδα τους δεν περιλαμβάνει αρκετές πληροφορίες για το κόστος του, τις δυνατότητες επικοινωνίας και άλλες τεχνικές λεπτομέρειες.



Εικόνα 4 : iLife HealthSensor^[2]

Το δεύτερο είναι το Brickhouse Alert [40]. Ακολουθεί την ίδια λογική με τα συστήματα που είναι ελεγχόμενα από εταιρείες, και τα οποία αναφέρθηκαν προηγουμένως. Η μόνη διαφορά είναι ότι η συσκευή στο χρήστη μπορεί να καταλάβει την πτώση κάνοντας την αποτελεσματική για χρήστες που μένουν αναίσθητοι κατά την πτώση. Η εταιρεία προσφέρει πρόσθετες υπηρεσίες ανίχνευσης παραβίασης/κλοπής. Η τιμή της είναι περίπου 25 με 30 Δολάρια ΗΠΑ. Φαίνεται ότι η συσκευή χρησιμοποιεί επίσης επιταχυνσιόμετρα για να ξεχωρίζει πτώσεις από κανονικές κινήσεις.

Λιγότερο δημοφιλείς αισθητήρες πτώσης είναι οι αισθητήρες πίεσης, οι αισθητήρες κατοχής/απασχόλησης (occupancy), οι καλωδιακοί αισθητήρες, και οι αισθητήρες κινητικότητας οι οποίοι μπορεί να βασίζονται σε κάμερα ή σε υπέρυθρη ακτινοβολία. Ενώ οι προαναφερθέντες αισθητήρες προορίζονται κυρίως για ιδιωτική χρήση από τους χρήστες, αυτοί οι λιγότερο δημοφιλείς αισθητήρες χρησιμοποιούνται συνήθως από οργανισμούς υγείας όπως νοσοκομεία, οίκους ευγηρίας και άλλες εγκαταστάσεις υγειονομικής φροντίδας. Οι αισθητήρες πίεσης όπως αναφέρθηκε προηγουμένως ανιχνεύει την αλλαγή πίεσης στο πάτωμα – σε περιπτώσεις όπου συμβαίνει μία πτώση. Οι αισθητήρες “κατοχής/απασχόλησης” τοποθετούνται στο κρεβάτι ή σε καρέκλες (αναπηρικές καρέκλες), έτσι ώστε αν ο χρήστης πέσει από το κρεβάτι ή την καρέκλα θα ανιχνευτεί και θα θεωρηθεί ότι συνέβη πτώση. Οι καλωδιακοί αισθητήρες είναι κορδόνια που κρέμονται σε όλο το χώρο του χρήστη, έτσι ώστε σε περίπτωση πτώσης, ο χρήστης να τραβήξει ένα κορδόνι το οποίο θα σημάνει ηχητικό συναγερμό.

Τέλος, οι αισθητήρες κινητικότητας σημαίνουν συναγερμό αν δεν ανιχνευτεί δραστηριότητα σε ένα χώρο μέσα σε κάποιο χρονικό διάστημα. Μερικές εταιρείες/δικτυακά καταστήματα έχουν συγκεντρώσει όλους αυτούς τους διαφορετικούς τύπους συσκευών και τους προωθούν για πώληση. Οι seekwellness [41] και tunstall [42] είναι δύο τέτοιες εταιρείες. Η ποικιλία τιμών των προϊόντων τους μπορεί να διαφέρει αρκετά.

[2] Πηγή εικόνας : <http://www.ilifesolutions.com/products.html>

Συνηθισμένο φαινόμενο σε αυτά τα εμπορικά προϊόντα είναι ότι δεν έχουν δοκιμαστεί κανονικά και ακόμη περισσότερο, δεν έχει γίνει κατάλληλη επιστημονική σύγκριση και μελέτη τους. Συνεπώς είναι αδύνατον να βγάλουμε συμπέρασμα για την ευαισθησία (Sensitivity) και την ειδικότητά τους (Specificity). Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι, οι λεπτομέρειες για το πώς αυτές οι συσκευές λειτουργούν εσωτερικά και πώς υπολογίζουν μια πτώση είναι καλά φυλαγμένα μυστικά των κατασκευαστών τους. Γενικά, οι φορητές συσκευές είναι πιο δημοφιλείς από τα περιβαλλοντικά συστήματα. Οι εταιρείες που προσφέρουν συνδρομή στους χρήστες για καθημερινό έλεγχο και υπηρεσίες βοήθειας είναι πιο δαπανηρές αλλά φαίνεται να δίνουν στους χρήστες περισσότερη ικανοποίηση, γνωρίζοντας ότι τους παρέχουν εύκολα βοήθεια από εκπαιδευμένο προσωπικό.

Υπάρχουν επίσης κάποιες εφαρμογές για κινητά τηλέφωνα, οι οποίες είναι συνήθως δωρεάν, και μπορούν να εγκατασταθούν στα κινητά τηλέφωνα ως συστήματα ανίχνευσης πτώσης. Τέτοιες εφαρμογές εν μέρη βασίζονται σε ποιο κινητό τηλέφωνο έχουν εγκατασταθεί. Όπως οι παραπάνω εμπορικές συσκευές, αυτές οι εφαρμογές, απ' όσο γνωρίζουμε, δεν έχουν μελετηθεί διεξοδικά. Για iPhones, μπορεί κανείς να βρει μία εφαρμογή που λέγεται Fall Alert [43] και για Android τις εφαρμογές mover [44] και cradar [45]. Δεν είναι δυνατό να δεις τους κώδικές τους και να ελέγξεις τον αλγόριθμό τους αν δεν το ζητήσεις από τους κατασκευαστές, αλλά όλοι φαίνεται να βασίζονται σε επιταχυνσιόμετρα. Ερευνητές που έχουν ελέγξει τις εφαρμογές cradar και mover κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ίσως χρησιμοποιούν ένα πολύ απλό αλγόριθμο για να υπολογίσουν τη συνολική επιτάχυνση της συσκευής. Αυτό γεννά ένα μεγάλο πρόβλημα δίνοντας πολλά λανθασμένα θετικά γεγονότα με κανονικές κινήσεις.

Η μελέτη και η αξιολόγηση αυτών των εμπορικών συστημάτων ανίχνευσης πτώσης σε συνδυασμό με αυτά που αναπτύσσουν οι ερευνητικές ομάδες, μπορούν να μας δώσουν ένα καλό σύστημα αξιολόγησης γι' αυτά τα συστήματα.

3 Η εφαρμογή – Fall Detector

Όπως έχουμε δει στο Κεφάλαιο 2, έχουμε μια πληθώρα συστημάτων ανίχνευσης πτώσης αν λάβουμε υπόψιν τόσο το υλικό, το μέρος όπου τοποθετείται, τους αλγόριθμους πίσω από το σύστημα, όσο και την προσέγγιση που θα χρησιμοποιηθεί. Παρόλο που έχουμε σχολιάσει κάποια από τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα αυτών των διαφορετικών συστημάτων, είναι πέρα από τους στόχους αυτής της εργασίας να τα συγκρίνουμε και να τα μελετήσουμε σε βάθος. Υπάρχει ανάγκη για ακρίβεια στο τι είδος συστήματος ανίχνευσης πτώσης θέλει κάποιος να φτιάξει και να ελέγξει. Αυτό το κεφάλαιο αποτελεί μια συζήτηση για το πώς μπορεί κάποιος να πάρει μια τέτοια απόφαση. Θα παρουσιάσουμε επίσης τις επιλογές και τις προδιαγραφές μας, καθώς και τα πειράματά μας τα οποία αργότερα θα μας δώσουν τις πληροφορίες που χρειαζόμαστε για να φτιάξουμε τον αλγόριθμο που επιθυμούμε να εφαρμόσουμε.

3.1 Οι στοχευόμενοι χρήστες και Ο δικός μας Ορισμός μιας Πτώσης

Είναι απαραίτητο να ορίσουμε τόσο την πτώση, όσο και ποιοι είναι οι χρήστες στους οποίους απευθύνεται το σύστημα ανίχνευσης πτώσης. Για τις προθέσεις του συστήματος που θέλουμε να φτιάξουμε, ορίζουμε μία πτώση ως την ξαφνική αλλαγή της θέσης του σώματος, το οποίο καταλήγει να βρίσκεται ξαπλωμένο στο έδαφος, εξαιρώντας τη σκόπιμη αλλαγή, ακολουθούμενη από αδράνεια. Αυτό σημαίνει ότι εξετάζουμε μόνο τις σοβαρές πτώσεις όπου ο χρήστης χάνει τις αισθήσεις του μετά το χτύπημα στο έδαφος και ως εκ τούτου δεν δύναται να καλέσει βοήθεια. Υποθέτουμε ότι μία πτώση που καθιστά το χρήστη ικανό να κινείται και ως εκ τούτου να έχει τις αισθήσεις του, δεν αποτελεί σοβαρό τραυματισμό ώστε ο χρήστης να μην είναι σε θέση να καλέσει για βοήθεια.

Πιο συγκεκριμένα, το σύστημά μας πρώτα ελέγχει για μία ξαφνική αλλαγή της επιτάχυνσης που πηγαίνει προς μία αρνητική τιμή (ή προς το 0 εάν η επιτάχυνση μετράται και είναι κανονικοποιημένη σε μονάδες δύναμης G). Αυτή είναι μία ένδειξη μετάβασης από μία κανονική κίνηση, πχ. ADL σε μία πτώση. Αυτό είναι επίσης το ίδιο με το να μπαίνεις στην κρίσιμη φάση από μία φάση πριν από την πτώση. Έπειτα το σύστημα ελέγχει για μία αλλαγή της επιτάχυνσης προς μία θετική τιμή (ή πάνω από 1 εάν η επιτάχυνση μετράται και είναι κανονικοποιημένη σε μονάδες δύναμης G). Αυτή η τιμή γίνεται υψηλότερη, όσο μεγαλύτερος είναι ο αντίκτυπος. Αυτό σημαίνει ότι το είδος της επιφάνειας που συνέβη η πρόσκρουση και κατά συνέπεια ο αντίκτυπος, παίζει μεγάλο ρόλο. Επίσης το πόσο γρήγορα πέφτει ο χρήστης αλλάζει αυτή την τιμή.

Εφόσον έχουμε ορίσει ότι το σύστημά μας αναγνωρίζει μόνο σοβαρές πτώσεις, μπορούμε να απλοποιήσουμε τον ορισμό που δώσαμε για την πτώση, ως μία γρήγορη επιβράδυνση ή επιτάχυνση προς το έδαφος, ακολουθούμενη από έναν ισχυρό αντίκτυπο, και τελικά μία στιγμή αδράνειας. Αργότερα θα βάλουμε νούμερα σε αυτές τις τιμές για να ξεκαθαρίσουμε τι εννοούμε λέγοντας γρήγορη επιβράδυνση ή ισχυρός αντίκτυπος.

Όταν κάποιος έχει αποφασίσει μία συγκεκριμένη ομάδα ανθρώπων, πχ. τους ηλικιωμένους, όλες οι πιθανές πτώσεις που μπορούν να συμβούν σ' αυτή την ομάδα, πρέπει να μετρηθούν και να ελεγχθούν μετ' έπειτα. Ιδανικά, οι δοκιμές γίνονται από τους ίδιους τους χρήστες. Ένας τρόπος για να γίνει αυτό, είναι με το συνεχή έλεγχο αυτής της ομάδας για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, όπως έγινε στο [10]. Αυτό όμως έχει ένα μεγάλο μειονέκτημα. Ακόμη και για περίοδο ενός χρόνου, στατιστικά είναι δύσκολο να παρατηρήσεις πραγματικές πτώσεις σε πραγματικά περιβάλλοντα. Αυτό επαληθεύτηκε στην περίπτωση μελέτης στο [46]. Χρειάζεται ένα πολύ μεγάλο χρονικό διάστημα παρατήρησης, πιθανόν δέκα ετών ή περισσότερων, για να πάρει κανείς ένα στατιστικά σημαντικό αριθμό πτώσεων στις οποίες θα στηρίξει ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσεων. Για να αντιμετωπιστεί αυτή η δυσκολία, μπορεί κάποιος αντί γι' αυτό να προσομοιώσει τις αναμενόμενες πτώσεις με ηθοποιούς.

Οι ηθοποιοί που θα προσομοιώσουν τις αναμενόμενες πτώσεις από την ομάδα στην οποία στοχεύουμε, πρέπει να το κάνουν με τέτοιο τρόπο όπως συμβαίνουν οι πραγματικές πτώσεις. Αυτό γίνεται είτε μελετώντας βίντεο με αληθινές πτώσεις της ομάδας που μας ενδιαφέρει όπως στο [46], είτε διαβάζοντας επιστημονική βιβλιογραφία που περιγράφει αυτές τις πτώσεις λεπτομερώς, είτε συζητώντας με ειδικούς στις στοχευόμενες ομάδες χρηστών, όπως πχ. γιατρούς γηριατρικής, φυσικοθεραπευτές, νευρολόγους, νοσοκόμους και πιθανόν κάποιους άλλους που εργάζονται στον τομέα της υγείας.

Επίσης, είναι αναγκαίο να απεικονίσουμε όλες τις άλλες συνθήκες για το πώς θα πρέπει να είναι οι πραγματικές πτώσεις, ανάλογα με τον αλγόριθμο(ους) που θα χρησιμοποιηθεί αργότερα. Αυτό σημαίνει ότι αν ο αλγόριθμός μετράει τον αντίκτυπο, είναι σημαντικό να προσομοιώσει κανείς τις πτώσεις πέφτοντας σε πραγματικό έδαφος (συνήθως σκληρές επιφάνειες), χωρίς τη χρήση μαξιλαριών. Αυτό φυσικά το κάνει δύσκολο αλλά όχι απίθανο να βρει κανείς ειδικούς ηθοποιούς (ή ακόμη και stuntmen) για να προσομοιώσουν τις πτώσεις όπως πρέπει να είναι. Μία καλή εναλλακτική είναι η χρήση ενός καλού ανδρείκελου το οποίο αναπαριστά τον συνηθισμένο στοχευόμενο χρήστη.

Καθώς ελέγχουμε μόνο γενικούς τύπους πτώσεων, δε θα υποθέσουμε κάποια συγκεκριμένη ομάδα χρηστών. Θα ήταν λάθος να πούμε ότι το σύστημά μας είναι φτιαγμένο ειδικά για τους ηλικιωμένους για παράδειγμα. Οι ηλικιωμένοι άνθρωποι πέφτουν με πολλούς περισσότερους τρόπους από αυτούς που θα προσδιορίσουμε. Μπορεί να πέσουν από το κρεβάτι, την καρέκλα ή χρησιμοποιώντας κάποιο βοήθημα για το περπάτημα, περιπτώσεις οι οποίες παράγουν ένα διαφορετικό πρότυπο πτώσης.

3.2 Η Προσέγγιση που επιλέχθηκε

Θέλουμε να εφαρμόσουμε το σύστημα ανίχνευσης πτώσης, που θα κατασκευάσουμε, ως μία συσκευή που έρχεται σε επαφή με το χρήστη και πιο συγκεκριμένα, σε ένα έξυπνο κινητό τηλέφωνο (smartphone) με λειτουργικό σύστημα android. Επιπλέον, εστιάζουμε μόνο σε μεθόδους που βασίζονται στην επιτάχυνση, μιας και υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι υπό αυτή τη μέθοδο, για να χρησιμοποιηθούν και να συγκριθούν μεταξύ τους. Ένας ακόμη λόγος για την επιλογή αυτής της μεθόδου, είναι ότι τα περισσότερα smartphones (πιθανόν όλα) και μερικά κινητά τηλέφωνα, υποστηρίζουν ήδη μεθόδους βασισμένες στην επιτάχυνση, ενώ μόνο ένα υποσύνολο αυτών των τηλεφώνων υποστηρίζουν μεθόδους που δεν βασίζονται στην επιτάχυνση, όπως αυτές που βασίζονται στο μαγνητικό πεδίο και στη γωνία. Αυτό σημαίνει ότι μία επιτυχημένη εφαρμογή του συστήματός μας, θα έχει ως αποτέλεσμα καλύτερη διεισδυτικότητα του προϊόντος. Συστήματα που βασίζονται στην επιτάχυνση, πολύ συχνά δίνουν καλύτερη ακρίβεια και αποτελέσματα από τα συστήματα που δε βασίζονται σε αυτή την προσέγγιση, όπως αποδεικνύεται και στο [14]. Τέλος, χρησιμοποιώντας μεθόδους βασισμένες μόνο στην επιτάχυνση, είναι αρκετές για να αναλύσουμε όλες τις φάσεις μίας πτώσης, όπως αυτές περιγράφηκαν στο Κεφάλαιο 2. Γι' αυτό το λόγο άλλωστε παραθέσαμε στην ενότητα 2.4 κάποιες συγκεκριμένες εξισώσεις και αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται σε φορητά συστήματα ανίχνευσης πτώσης βασισμένα στην επιτάχυνση.

Όσον αφορά στην επιλογή μεταξύ μηχανικής μάθησης και αναλυτικής μεθόδου, επιλέγουμε την αναλυτική μέθοδο. Ο λόγος για αυτή μας την επιλογή, είναι ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι κυρίως σχεδιασμένοι για να τρέχουν σε ισχυρές μηχανές, ενώ τα κινητά τηλέφωνα είναι περιορισμένες συσκευές όσον αφορά τους υπολογισμούς και τα αποθέματα ενέργειας. Για τα κινητά τηλέφωνα χρειάζονται πιο ελαφριοί και επεκτάσιμοι αλγόριθμοι προκειμένου να διατηρούνται οι πόροι της συσκευής (πχ., μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας και μικρές υπολογιστικές απαιτήσεις όσο εκτελείται μία εφαρμογή που χρησιμοποιεί αισθητήρες). Υπάρχει επίσης η ανάγκη μιας ισχυρής συσκευής που είναι ικανή να συλλέγει και να αναλύει αποτελεσματικά σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης μεγάλης κλίμακας, ως βάση για να χτίσει ισχυρούς κατηγοριοποιητές. Ακόμη και αν τα smartphones είναι πιο ισχυρά από το μέσο όρο των κινητών τηλεφώνων, ωστόσο θέλουμε να διατηρήσουμε τους πόρους του όσο το δυνατόν περισσότερο.

Η εκμάθηση και η εφαρμογή ενός αποδοτικού αλγορίθμου μηχανικής μάθησης είναι συνήθως πιο δύσκολη. Κατά τη διάρκεια της βιβλιογραφικής μας μελέτης βρήκαμε καλύτερες επιδόσεις με συστήματα που δεν χρησιμοποιούσαν τεχνικές μηχανικής μάθησης. Αυτό φυσικά δε σημαίνει ότι είναι απίθανο να εφαρμοστεί ένα καλό σύστημα ανίχνευσης πτώσης που χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής μάθησης.

Στην αναλυτική προσέγγιση, μπορεί κάποιος να “στήσει” ένα πείραμα για να συλλέξει δεδομένα. Αυτά τα δεδομένα στη συνέχεια αναλύονται και θα αποτελέσουν τη βάση του συστήματος ανίχνευσης πτώσης. Θεωρητικά, μπορεί κανείς να πάρει αυτά τα δεδομένα χωρίς το πείραμα. Αυτό γίνεται μελετώντας προηγούμενες μελέτες και ευρήματα, ψάχνοντας σε κάποια βάση δεδομένων που δημιουργήθηκε είτε από στατιστικά πρακτορεία είτε από άλλες επιστημονικές κοινότητες, μιλώντας σε μια ομάδα ειδικών, ή συνδυάζοντας κάποιες ή όλες τις μεθόδους που αναφέρθηκαν.

Ωστόσο εμείς θα εκτελέσουμε το δικό μας πείραμα για τη συγκέντρωση των απαιτούμενων δεδομένων.

3.3 Γιατί επιλέξαμε ένα Smartphone;

Επιλέξαμε να εφαρμόσουμε το σύστημά μας σε ένα smartphone, όπως έχουμε αναφέρει και παραπάνω. Τα smartphones είναι ισχυρές συσκευές και περιλαμβάνουν μια ποικιλία διαφορετικών αισθητήρων. Ο πιο αξιοσημείωτος από αυτούς είναι το επιταχυνσιόμετρο. Επίσης τα smartphones είναι ελαφριά, φορητά και κάνουν το σύστημά μας ιδιαιτέρως διεισδυτικό. Αντίθετα με τις εμπορικές συσκευές ανίχνευσης πτώσης όπως πχ. το κουμπί πανικού, τα smartphones μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο σε εξωτερικό όσο και σε εσωτερικό χώρο. Σχεδόν όλοι έχουν κινητό, ενώ παρατηρείται αυξανόμενη δημοτικότητα των smartphones. Αυτό θα δώσει τη δυνατότητα στο σύστημά μας να προσελκύσει περισσότερους πιθανούς χρήστες απ' ότι αν το σύστημα αναπτυσσόταν σε ένα ειδικά σχεδιασμένο υλικό. Εφαρμόζοντας το σύστημα σε ένα smartphone, συνδυάζει το κομμάτι της ανίχνευσης πτώσης του συστήματος, με το κομμάτι της επικοινωνίας, δηλαδή, κατά την ανίχνευση μίας άσχημης πτώσης το σύστημα καλεί για βοήθεια μέσω SMS, τηλεφωνικής κλήσης, e-mail, ή συνδυάζοντας και τα τρία. Επιπλέον τα smartphones προσφέρουν τη δυνατότητα επικοινωνίας με άλλες συσκευές αν χρειάζεται, πχ. μέσω bluetooth. Επιπρόσθετα, χρησιμοποιώντας GPS ή W-LAN ή και τα δύο, έχουμε τη δυνατότητα να ενημερώσουμε το σύστημα για το που βρισκόμαστε. Τέλος, η επιλεγμένη πλατφόρμα λειτουργικού συστήματος είναι το Android, καθώς οι εφαρμογές που αναπτύσσονται γι' αυτό το λειτουργικό σύστημα είναι πολύ οικονομικές.

Στο [47] χρησιμοποιούν ακόμη και την κάμερα του τηλεφώνου για να τραβήξουν φωτογραφία του περιβάλλοντος του ασθενούς, αν ανιχνευθεί πτώση. Η φωτογραφία μαζί με τα δεδομένα από τον αισθητήρα (βασισμένα σε επιταχυνσιόμετρο) και τα δεδομένα τοποθεσίας (βάσει GPS) στέλνονται στη συνέχεια σε έναν ανταποκριτή άμεσης ανάγκης. Η εικόνα από μόνη της μπορεί να μην αξίζει τίποτα και ίσως να μη δείχνει τίποτα σημαντικό, αν για παράδειγμα το κινητό βρίσκεται στην τσέπη του χρήστη, όμως σε άλλες περιπτώσεις η εικόνα μπορεί να παρέχει επιπρόσθετες πληροφορίες στον ανταποκριτή.

Υπάρχουν αρκετές διαφορετικές προσεγγίσεις στην ανίχνευση πτώσης λαμβάνοντας υπόψιν το είδος του εξοπλισμού και των διατάξεων που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε. Χρησιμοποιώντας ένα smartphone με τους ενσωματωμένους αισθητήρες του (επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο, κλπ.) είναι μόνο μία από αυτές. Στις περισσότερες περιπτώσεις, ο συνδυασμός αρκετών εξοπλισμών/αισθητήρων έχει ως αποτέλεσμα καλύτερη επίδοση του συστήματος. Για τους σκοπούς αυτής τη μελέτης το σύστημά μας απλά θα εστιάσει στην απλή ανίχνευση πτώσης. Ωστόσο δημιουργούμε έδαφος για περαιτέρω ανάπτυξη του συστήματος χρησιμοποιώντας επιπλέον συσκευές.

Μία βασική κριτική για τις συσκευές που φοριούνται και βασίζονται στους αισθητήρες, είναι ότι ο χρήστης μπορεί να ξεχάσει να τη φορτίσει ή να φορέσει τον αισθητήρα, και ως εκ τούτου το σύστημα να μη μπορεί να λειτουργήσει. Με την

ενσωμάτωση των αισθητήρων στα smartphones, έχει καταστεί δυνατή η ανάπτυξη εφαρμογών ανίχνευσης πτώσης, οι οποίες μπορούν να εκτελεστούν σ' αυτά. Εφόσον οι άνθρωποι είναι πιο πιθανό να έχουν μαζί τους το κινητό τους, παρά έναν επιπλέον αισθητήρα, τα smartphones με ενσωματωμένα επιταχυνσιόμετρα μπορούν εύκολα να χρησιμοποιηθούν για διεισδυτική ανίχνευση πτώσης. Στην πραγματικότητα, με τα κινητά τηλέφωνα η συνήθης πρακτική είναι ότι οι χρήστες, συμπεριλαμβανομένων των ηλικιωμένων, είναι συνηθισμένοι να τα κουβαλάνε μαζί τους, μειώνοντας έτσι τις πιθανότητες να ξεχάσουν τη συσκευή ανίχνευσης πτώσης.

Τέλος, οι αλγόριθμοι πτώσης που κατασκευάζονται για κινητά τηλέφωνα συνήθως δεν εξαρτώνται από εξωτερικούς servers, γεγονός που τους καθιστά αυτόνομους.

Για το υπόλοιπο της μελέτης, υποθέτουμε ότι ο χρήστης θα χρησιμοποιήσει το προτεινόμενο σύστημα σαν μία κανονική εφαρμογή σε ένα κινητό τηλέφωνο. Επίσης θα μπορούσαμε να αξιολογήσουμε τα κινητά τηλέφωνα ως πλατφόρμες ανίχνευσης πτώσης.

3.4 Περιγραφή αλγορίθμου – Πειραματικά δεδομένα

Πριν δημιουργήσουμε οποιοδήποτε σύστημα ανίχνευσης πτώσης, χρειάζεται να συγκεντρώσουμε επαρκή δεδομένα τα οποία θα αποτελέσουν τη βάση μας για το σύστημα ανίχνευσης πτώσης.

Γι' αυτό το σκοπό, με τη βοήθεια του τμήματός μας, αποκτήσαμε την έξυπνη συσκευή Samsung Galaxy S WiFi 3.6 με λειτουργικό σύστημα Android 2.3 Gingerbread. Τα υπόλοιπα τεχνικά χαρακτηριστικά της συσκευής είναι τα εξής :

- Επεξεργαστής : 1GHz
- Διαστάσεις Οθόνης : 3.6"
- Βάρος :
- Μνήμη : 8GB (με δυνατότητα επέκτασης μέσω κάρτας SD)
- Επικοινωνία και Συνδεσιμότητα : wifi, bluetooth, usb
- Αισθητήρες : Επιταχυνσιόμετρο, GPS
- Διάφορα : Κάμερα, μικρόφωνο, ηχεία, οθόνη αφής

Χρησιμοποιώντας την εφαρμογή για Android, Acceleration Collector, καταφέραμε να καταγράψουμε πέντε διαφορετικά ήδη πτώσεων. Αυτά είναι : 1) πτώση προς τα εμπρός, χωρίς λυγισμένα γόνατα, 2) πτώση προς τα πίσω χωρίς λυγισμένα γόνατα, 3) πλάγια πτώση χωρίς να λυγίσει το σώμα προς τα δεξιά, 4) πλάγια πτώση χωρίς να λυγίσει το σώμα προς τα αριστερά, 5) πτώση προς τα εμπρός λυγίζοντας τα γόνατα. Η βασική διαφορά ανάμεσα στην πτώση με λυγισμένα γόνατα και την πτώση χωρίς να λυγίζουν τα γόνατα, είναι ότι στη δεύτερη περίπτωση (χωρίς να λυγίζουμε), δεν υπάρχει κάμψη στα γόνατα και ολόκληρο το σώμα είναι φαινομενικά άκαμπτο, ενώ μία κατάρρευση δεν είναι άκαμπτη, είναι πιο αργή από την αντίστοιχη της άκαμπτης πτώσης, και έχει απρόβλεπτα αποτελέσματα όσον αφορά την ταχύτητα, τη θέση του σώματος, τον προσανατολισμό και την κατεύθυνση πτώσης.

Το πρόγραμμα που κατέγραφε τις πτώσεις, στην ουσία κατέγραφε τις τιμές της επιτάχυνσης στους άξονες X, Y, Z και υπολόγιζε την τιμή της RSS σύμφωνα με την Εξίσωση 2.1. Αργότερα, για την ανάπτυξη του αλγορίθμου μας θα χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα της επιτάχυνσης για να υπολογίσουμε τον προσανατολισμό. Ωστόσο, ο προσανατολισμός που υπολογίζεται από δεδομένα επιτάχυνσης δεν πρέπει να συγχέεται με την περιστροφή που μετριέται από τα γυροσκόπια.

Μία ομάδα δύο ατόμων ηλικίας 24 ετών, ένας άνδρας και μία γυναίκα, χρησιμοποιήθηκαν για την προσομοίωση των πτώσεων. Το βάρος τους ήταν 75 και 52 κιλά αντίστοιχα, ενώ το ύψος τους 175cm και 165cm αντίστοιχα. Ο άνδρας εκτέλεσε κάθε μία από τις 5 διαφορετικές πτώσεις τρεις φορές, δίνοντας συνολικά 15 (3x5) σύνολα δεδομένων, ενώ η γυναίκα εκτέλεσε τις 5 διαφορετικές πτώσεις 6 φορές την καθεμιά δίνοντας συνολικά 30 (6x5), σύνολα δεδομένων.

Εκτός από την εκτέλεση των διαφορετικών πτώσεων, μία ομάδα τεσσάρων ατόμων (συμπεριλαμβανομένων των δύο ατόμων που εκτέλεσαν τις πτώσεις), αποτελούμενη από 3 γυναίκες και έναν άνδρα, όλοι ηλικίας 24 ετών, πραγματοποίησαν ένα σύνολο επιλεγμένων ADLs και άλλων κινήσεων που δεν αποτελούν πτώσεις. Οι κινήσεις αυτές ήταν συνολικά 14, και το κάθε άτομο τις εκτέλεσε τρεις φορές την καθεμιά, δίνοντας συνολικά 168 (4x3x14) σύνολα δεδομένων.

Η συσκευή τοποθετήθηκε στην μπροστινή τσέπη του παντελονιού των χρηστών, όπου εκτιμούμε ότι είναι το πιο φυσικό μέρος για να έχει κανείς το κινητό του τηλέφωνο.

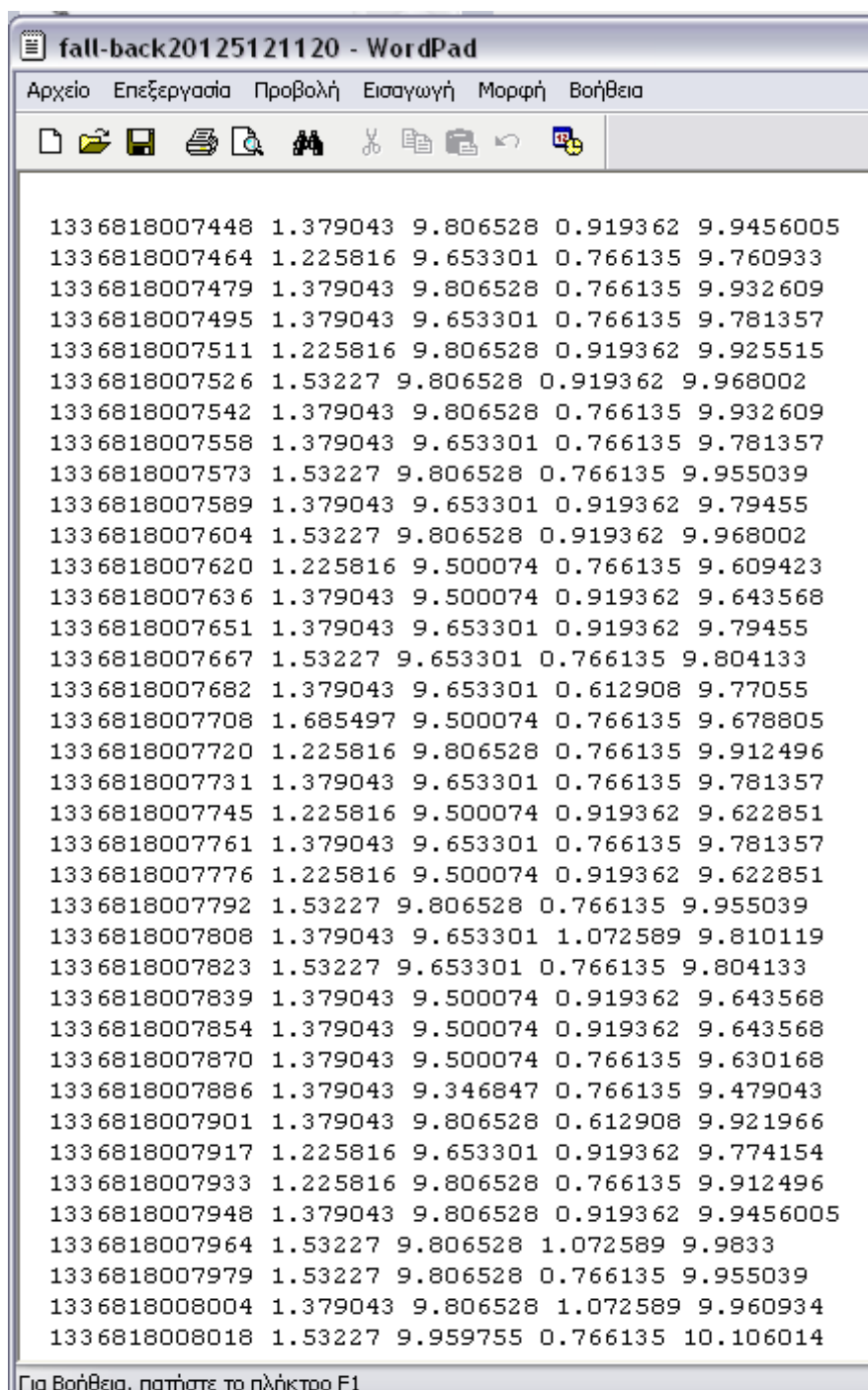
Κάθε πτώση μετρήθηκε και καταγράφηκε ξεχωριστά. Ο εθελοντής στέκεται όρθιος σταθερά (σημείο έναρξης) για τουλάχιστον πέντε δευτερόλεπτα, έτσι ώστε να μπορούμε στη συνέχεια να ξεχωρίσουμε εύκολα πότε ξεκίνησε η πτώση. Αμέσως μετά την πτώση, όταν ο εθελοντής είναι ήδη στη φάση μετά την πτώση, παραμένει ακίνητος στο έδαφος για άλλα πέντε δευτερόλεπτα, για να ξεχωρίσουμε μετ' έπειτα στην ανάλυση δεδομένων τις φάσεις της πτώσης. Τέλος, ο εθελοντής σηκώνεται και μένει ακίνητος για πέντε ακόμη δευτερόλεπτα, για να διακρίνουμε τη φάση ανάκαμψης καθώς και το τέλος των σημαντικών/χρήσιμων δεδομένων.

Για την προσομοίωση των ADLs και των υπολοίπων κινήσεων που δεν αποτελούν πτώσεις, υιοθετήθηκε παρόμοια προσέγγιση εκτέλεσης με αυτή των πτώσεων. Δηλαδή ο εθελοντής παρέμενε ακίνητος μεταξύ των διαφορετικών φάσεων της κάθε κίνησης (ή μεταξύ διαφορετικών κινήσεων σε περιπτώσεις όπου αυτές συνδυάστηκαν), προκειμένου να τις διακρίνουμε ξεκάθαρα μεταξύ τους (ή να ξεχωρίσουμε μεταξύ τους τις διαφορετικές κινήσεις που συνδυάστηκαν).

Τα δεδομένα που συλλέξαμε από την εφαρμογή Acceleration Collector, μεταφέρθηκαν σε υπολογιστή προκειμένου να τα επεξεργαστούμε κατάλληλα και να υπολογίσουμε τις ποσότητες που μας ήταν απαραίτητες. Τα αρχεία αυτά είναι αρχεία κειμένου και έχουν τη μορφή που φαίνεται στην Εικόνα 5. Η πρώτη στήλη αντιπροσωπεύει το χρόνο και κάθε γραμμή αναπαριστά μία χρονοσφραγίδα που μετριέται σε milliseconds ή 10^{-3} seconds, με αρχή την 1^η Ιανουαρίου του 1970. Τα δεδομένα συλλέγονται με συχνότητα 60Hz. Η δεύτερη, τρίτη και τέταρτη στήλη, είναι οι τιμές της επιτάχυνσης του τηλεφώνου, των αξόνων X, Y και Z αντίστοιχα. Η πέμπτη και τελευταία στήλη είναι η ποσότητα RSS, ο υπολογισμός της οποίας γίνεται

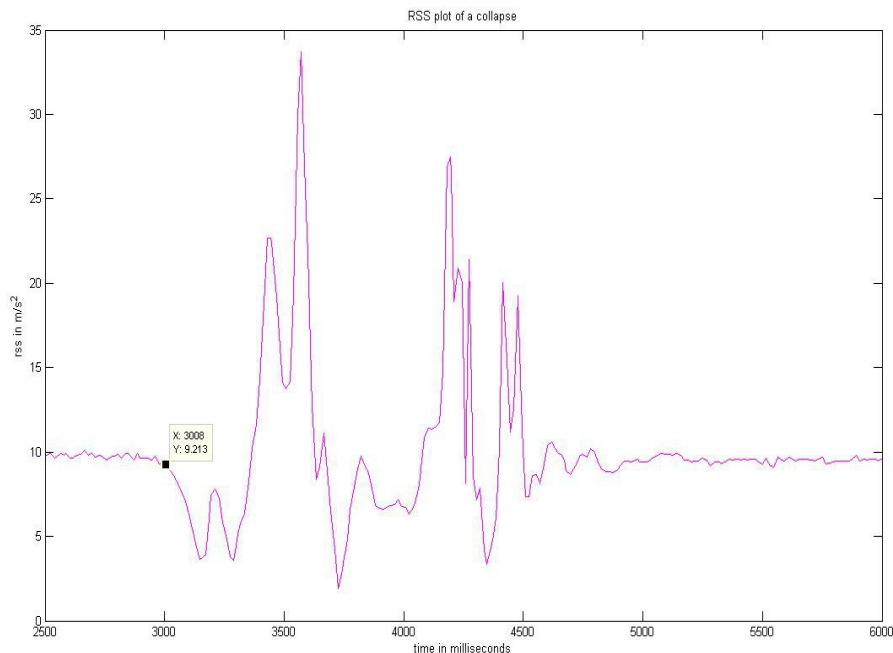
σύμφωνα με την εξίσωση 2.1 (βλέπε Κεφάλαιο 2). Η επεξεργασία των δεδομένων για περεταίρω υπολογισμούς, καθώς και οι γραφικές παραστάσεις, έγιναν με τη βοήθεια του Matlab.

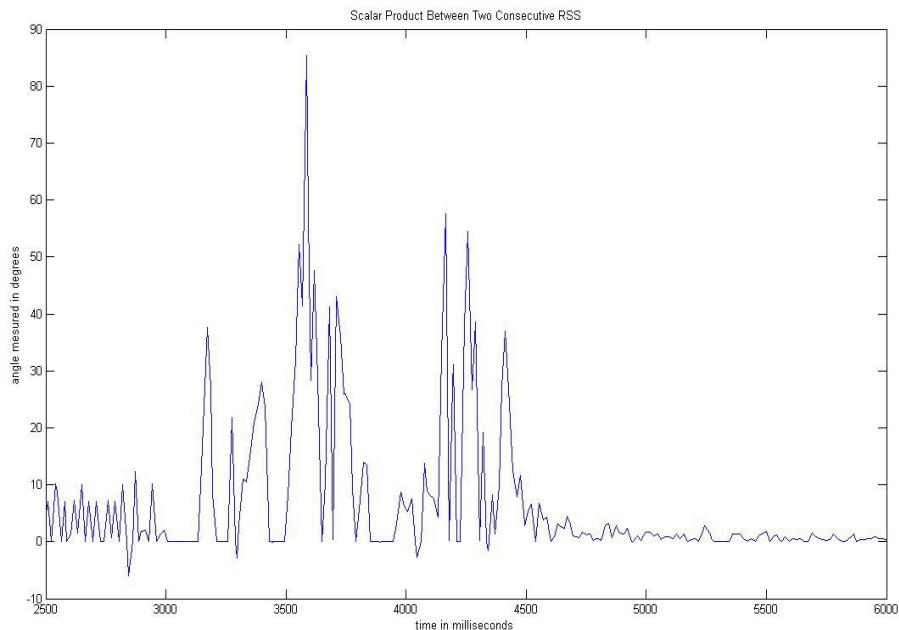
Όλα τα σύνολα δεδομένων μελετήθηκαν διεξοδικά και χωρίστηκαν προκειμένου να διακρίνουμε τις διαφορετικές φάσεις μιας πτώσης ή μιας άλλης δραστηριότητας είτε είναι ADL, είτε κάποια άλλη καθημερινή κίνηση.



Εικόνα 5

Μία τυπική γραφική παράσταση πτώσης φαίνεται στην Εικόνα 6. Η επάνω γραφική παράσταση αντιστοιχεί στην ποσότητα RSS, ενώ η κάτω δείχνει τις τιμές της γωνίας μεταξύ δύο διαδοχικών μετρήσεων του RSS, σύμφωνα με την Εξίσωση 2.9. Οι ψηλές κορυφές του κάτω γραφήματος, αντιστοιχούν στις χαμηλές κορυφές του επάνω γραφήματος. Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να συνδυάσουμε έναν profiling αλγόριθμο που χρησιμοποιεί το LFT και την Εξίσωση 2.9, για να έχουμε υψηλότερη ειδικευση (Specificity). Επίσης, όταν είμαστε ξαπλωμένοι ή όρθιοι, το πάνω γράφημα έχει RSS σχεδόν 10 το οποίο είναι σχεδόν το ίδιο με 1G. Στο κάτω γράφημα, η στατική θέση είναι σχεδόν στο 0. Αυτό συμβαίνει επειδή σε στατική στάση, δεν υπάρχει καμία αλλαγή στα διανύσματα της επιτάχυνσης μεταξύ δύο διαδοχικών μετρήσεων του αισθητήρα, ή είναι πολύ μικρή. Έτσι, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτή την ιδιότητα για ανίχνευση αδράνειας.





Εικόνα 6

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα, ολόκληρη η πτώση συνέβη μεταξύ των χρονοσφραγίδων 3008 και 4617, το οποίο μεταφράζεται σε περίπου 1,6 δευτερόλεπτα σε αυτή την περίπτωση. Το σώμα ακουμπάει πρώτα το έδαφος στην πρώτη αρνητική κορυφή (το σημείο όπου συμβαίνει ο αντίκτυπος). Σε αυτό βασίζονται και οι τιμές του LFP. Κατά τον αντίκτυπο, το σώμα καταγράφει μία αντίθετη δύναμη δίνοντας την κορυφή προς τα πάνω στην οποία βασίζονται τα UFPs.

Τα δεδομένα που μας ενδιαφέρουν είναι τα : LFPs, UFPs, ο χρόνος μεταξύ αυτών των δύο (Εξίσωση 2.3) και η γωνία μεταξύ δύο διαδοχικών μετρήσεων (Εξίσωση 2.9).

Το θέμα είναι ότι θα υπάρχουν αρκετές κορυφές που πηγαίνουν είτε προς τα πάνω είτε προς τα κάτω σε μία πτώση. Η επιλογή των κορυφών που αντιπροσωπεύουν μία μοναδική πτώση, εξαρτάται από το στόχο του αλγορίθμου του καθενός. Ένας αλγόριθμος που βασίζεται μόνο στα UFPs, χρειάζεται μόνο την ψηλότερη κορυφή κατά τη διάρκεια της πτώσης (στην κρίσιμη φάση της πτώσης), αλλά όταν πρόκειται για έναν πιο περίπλοκο profiling αλγόριθμο, η επιλογή αυτών των κορυφών είναι πολύ σημαντική.

Με παρόμοιο τρόπο όπως αυτός που χρησιμοποιήθηκε στα [31] και [32], επιλέξαμε τα UFP και LFP με βάση τη χρονική διαφορά μεταξύ τους. Όσο περισσότερο αυτοί οι χρόνοι (από όλες τις πτώσεις) μοιάζουν μεταξύ τους τόσο το καλύτερο. Επίσης αποτελεί προϋπόθεση η χαμηλότερη κορυφή να προηγείται της υψηλότερης, καθώς όλες οι πτώσεις δείχνουν μία κορυφή προς τα κάτω πριν από μία κορυφή προς τα πάνω. Αυτό το σύνολο θα αποτελέσει τη βάση του αλγορίθμου μας.

Επίσης, για την επιλογή των κατάλληλων LFP και UFP, μελετήσαμε διεξοδικά και τα δεδομένα που συλλέξαμε από τις μη – πτωτικές κινήσεις και τις ADLs. Αυτές οι κινήσεις χωρίστηκαν σε τρεις κατηγορίες όπως φαίνεται παρακάτω.

| | |
|--|---|
| Light Activities/ Ήπιες δραστηριότητες | <ul style="list-style-type: none"> • Κάθισμα σε/έγερση από καρέκλα αργά • Περπάτημα |
| Medium Activities/ Δραστηριότητες μεσαίας δυσκολίας | <ul style="list-style-type: none"> • Κάθισμα στο πάτωμα και έγερση • Σκύψιμο για να πάρουμε κάποιο αντικείμενο από το πάτωμα • Γονάτισμα στο πάτωμα και επιστροφή σε όρθια στάση • Ξαπλώνουμε στο πάτωμα ανάσκελα, κάνουμε περιστροφή και επανερχόμαστε σε όρθια θέση • Ανεβαίνουμε/Κατεβαίνουμε σκάλα με κανονικό ρυθμό |
| Hard Activities/ Σκληρές δραστηριότητες | <ul style="list-style-type: none"> • Κάθισμα σε/έγερση από καρέκλα γρήγορα • Πέφτουμε στο έδαφος για κάμψεις και επανερχόμαστε σε όρθια θέση • Ανεβαίνουμε σε ύψωμα (0.8-1m ύψος) και πηδάμε στο έδαφος • Πήδημα επί τόπου • Πήδημα προς τα εμπρός • Ανεβαίνουμε/Κατεβαίνουμε σκάλα γρήγορα • Τρέξιμο από ένα σημείο Α σε ένα άλλο Β και πήδημα προς τα εμπρός μόλις φτάσουμε στο σημείο Β |

Όπως φαίνεται από την περιγραφή των δραστηριοτήτων στον παραπάνω πίνακα, τις χωρίσαμε με αυτό τον τρόπο καθώς την πρώτη ομάδα μπορούν να την εκτελέσουν ακόμα και ηλικιωμένα άτομα, η δεύτερη ομάδα απευθύνεται στο μέσο άνθρωπο, ενώ η τρίτη ομάδα είναι για πιο δραστήρια άτομα.

4 Το πρωτότυπο του συστήματός μας

Βάσει των τιμών του πειράματός μας, αναλύουμε τα δεδομένα για να αποφασίσουμε ποια θα είναι τα όριά μας. Με αυτά τα όρια και έναν αριθμό επιλεγμένων εξισώσεων, θα χτίσουμε το δικό μας αλγόριθμο και θα προσπαθήσουμε να αξιολογήσουμε την επίδοσή του.

4.1 Δημιουργία του πρωτοτύπου

Το πρωτότυπο του συστήματός μας αναπτύχθηκε και ελέγχθηκε σε Android για εκδόσεις API από 7 και πάνω. Η εφαρμογή εκτελέστηκε στην έξυπνη συσκευή Samsung Galaxy S WiFi 3.6, και αποτελείται από 3 βασικά μέρη/κλάσεις. Οι δύο από τις τρεις κλάσεις επεκτείνουν την κλάση Activity, ενώ η τρίτη επεκτείνει την κλάση Service.

Η πρώτη από τις δύο κλάσεις Activity, η FallDetector.java, δημιουργεί το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής, που βλέπει ο χρήστης όταν αρχίζει την εκτέλεσή της. Ο χρήστης πληκτρολογεί έναν αριθμό τηλεφώνου και ένα μήνυμα στο οποίο μπορεί να συμπεριλάβει και την τοποθεσία στην οποία βρίσκεται, προκειμένου αυτό να σταλεί για έκκληση βοήθειας. Σε αυτό το σημείο ο χρήστης μπορεί να ξεκινήσει και να σταματήσει την εφαρμογή, μέσω των διαθέσιμων κουμπιών.

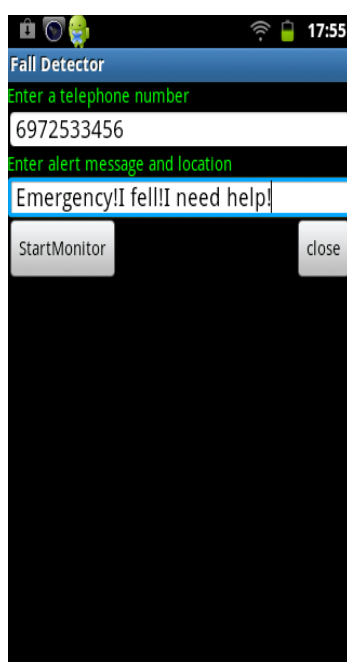
Όταν ο χρήστης ξεκινήσει την εφαρμογή καλείται η κλάση SensorService2.java, η οποία επεκτείνει την κλάση Service που αναφέραμε προηγουμένως. Αυτή η κλάση ξεκινάει μία υπηρεσία η οποία μοιάζει με δαίμονα που εκτελείται στο υπόβαθρο, και εφαρμόζει την κλάση listener για να έχει πρόσβαση στον αισθητήρα επιτάχυνσης της συσκευής. Επίσης σε αυτή την κλάση βρίσκεται και ο αλγόριθμος ανίχνευσης πτώσης. Ο λόγος που χρησιμοποιούμε Service για την εκτέλεση του αλγορίθμου, είναι γιατί εκτελείται στο υπόβαθρο και έτσι εξοικονομούμε τους πόρους της συσκευής.

Η τρίτη και τελευταία κλάση Alert.java, είναι η δεύτερη από τις κλάσεις Activity, και καλείται από τη SensorService2 όταν ανιχνευθεί πτώση. Αυτή η κλάση δημιουργεί το γραφικό περιβάλλον που βλέπει ο χρήστης όταν σημάνει συναγερμός. Εδώ μπορεί να σταλεί ένα μήνυμα για βοήθεια μέσω SMS, ή τηλεφωνικής κλήσης. Για την εφαρμογή αυτού του προτύπου χρησιμοποιήσαμε μία άλλη συσκευή, προκειμένου να ελέγξουμε τη σωστή λειτουργία της, δηλαδή την αποστολή SMS και την πραγματοποίηση τηλεφωνικής κλήσης, καθώς η δική μας συσκευή δε μας επέτρεπε κάτι τέτοιο. Τα βασικά κομμάτια κώδικα παρατίθενται στο Παράρτημα Α.

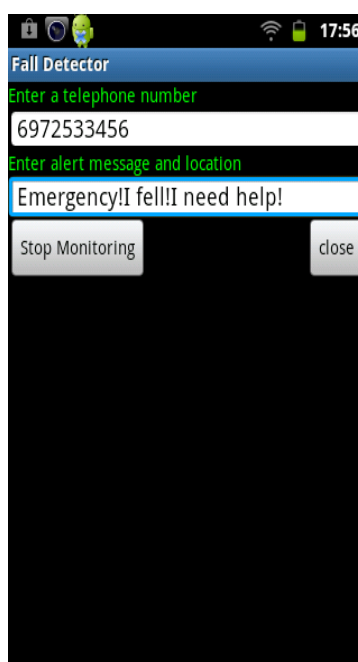
Αναλυτικότερα, όταν ο χρήστης ανοίγει την εφαρμογή, ο μηχανισμός ανίχνευσης πτώσης δεν έχει ξεκινήσει ακόμη. Αφού συμπληρώσει τα στοιχεία που του ζητούνται και πατήσει το κουμπί “Start Monitor”, τότε θα ξεκινήσει και ο μηχανισμός ανίχνευσης πτώσης, και το κουμπί θα αλλάξει σε “Stop Monitoring”. Πατώντας το κουμπί “Close” η εφαρμογή κλείνει, ενώ πατώντας “back” ο χρήστης μεταβαίνει στην αρχική οθόνη της συσκευής και μπορεί να χρησιμοποιήσει το κινητό του κανονικά για οποιαδήποτε άλλη λειτουργία, ενώ ο αλγόριθμος συνεχίζει να τρέχει στο

υπόβαθρο.

Μόλις ο αλγόριθμος ανιχνεύσει πτώση, πυροδοτεί μία ειδοποίηση συναγερμού. Αυτή η ειδοποίηση δίνει στο χρήστη το χρονικό περιθώριο των 20 δευτερολέπτων για να ανταποκριθεί. Αν ο χρήστης δεν το κάνει, τότε αναγκάζει το σύστημα να στείλει ένα μήνυμα για βοήθεια στον προκαθορισμένο αριθμό. Σε αυτή την περίπτωση, υποθέσαμε ότι ο χρήστης είναι πιθανόν αναίσθητος, οπότε το μήνυμα στέλνεται μέσω SMS, εφόσον δεν είναι σε θέση να μιλήσει. Αν ο χρήστης έχει τις αισθήσεις του μετά την πτώση και μπορεί να κινηθεί, η εφαρμογή του δίνει τη δυνατότητα να επιλέξει αν θέλει να στείλει μήνυμα για βοήθεια, ανάλογα με το πόσο σοβαρός είναι ο τραυματισμός του. Αυτό σημαίνει ότι ο χρήστης μπορεί να θέλει να ζητήσει βοήθεια ακόμη και αν έχει τις αισθήσεις του. Σε αυτή την περίπτωση μπορεί είτε να περιμένει να περάσουν τα 20 δευτερόλεπτα οπότε το μήνυμα θα σταλεί μόνο του από το σύστημα με SMS, είτε να πιέσει το κουμπί “No”, για να καλέσει τον προκαθορισμένο αριθμό. Τέλος, πατώντας το κουμπί “Yes” ακυρώνει την ειδοποίηση συναγερμού, και δεν στέλνεται κανένα μήνυμα, ούτε πραγματοποιείται τηλεφωνική κλήση. Στην Εικόνα 7 παρουσιάζεται το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής πριν (Εικόνα 7.α) και αφού ξεκινήσει (Εικόνα 7.β), καθώς και το γραφικό περιβάλλον της ειδοποίησης συναγερμού (Εικόνα 7.γ).



Εικόνα 7.α



Εικόνα 7.β



Εικόνα 7.γ

Εικόνα 7

Ο αλγόριθμος ανίχνευσης πτώσης που εφαρμόστηκε είναι ο εξής :

```
while service_is_running do  
  Check for Lower Fall Threshold  
  if RSS 6.67 then  
    LFT_exceeded = true  
  end if  
  Check for Upper Fall Threshold  
  if RSS 15.76 then  
    UFT_exceeded = true  
  end if  
  Check That Both Thresholds are Exceeded  
  if LFT_exceeded = true and UFT_exceeded = true then  
    Check That LFT happens before UFT and the Time in Between  
    if UFT_timestamp - LFT_timestamp > 0.102sec and UFT_timestamp -  
    LFT_timestamp < 0.366sec then  
      Assume Fall  
      Fall_detected = true  
    end if  
  end if  
  Check Inactivity Period After Assumed Fall  
  if Fall_detected = true and Inactivity_period > 0.520sec and Inactivity_period <  
  3.500sec then  
    Issue an Alert Notification  
  end if  
end while
```

Όπως προαναφέρθηκε, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ανίχνευση διαστήματος αδράνειας. Επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε το βαθμωτό γινόμενο δύο διαδοχικών μετρήσεων για να υπολογίσουμε την αδράνεια. Αν σε τουλάχιστον 5 διαδοχικές μετρήσεις επιτάχυνσης το βαθμωτό γινόμενο είναι μικρότερο από 3 βαθμούς, απεικονίζοντας καμία ή ελάχιστη αλλαγή μεταξύ των μετρήσεων, τότε ανιχνεύεται περίοδος αδράνειας. Στην περίπτωση μας, το όριο αυτό τίθεται σε τουλάχιστον 0.087 sec. Διαλέξαμε τόσο μικρή περίοδο αδράνειας έτσι ώστε το σύστημα να μην καθυστερήσει να στείλει συναγερμό σε περίπτωση πραγματικής πτώσης. Κι αυτό γιατί υπάρχει μία τελευταία επιβεβαίωση αδράνειας μέσω των 20 δευτερολέπτων της ειδοποίησης συναγερμού.

4.2 Ο Έλεγχος του Πρωτοτύπου και τα Αποτελέσματά του

Για τον έλεγχο του πρωτοτύπου πραγματοποιήσαμε δοκιμές στις οποίες έλαβαν μέρος 2 άτομα, ένας άνδρας και μία γυναίκα 24 ετών, βάρους 75 και 52, και ύψους 1,72m και 1,65m αντίστοιχα. Ο άνδρας εκτέλεσε 14 διαφορετικές κινήσεις/ADLs τρεις φορές την καθεμία, ενώ η γυναίκα 13 κινήσεις/ADLs 6 φορές την καθεμία. Όσον αφορά τις πτώσεις, και οι δύο εκτέλεσαν 5 διαφορετικές πτώσεις, ο άνδρας 3 φορές την καθεμία και η γυναίκα 6 φορές την καθεμία. Εν ολίγοις, ελέγξαμε το σύστημα με 120 κινήσεις/ADLs και 45 πτώσεις. Τα αποτελέσματα του ελέγχου παρατίθενται στους πίνακες που ακολουθούν.

Sensitivity

| | Front Fall | Collapse | Left Fall | Right Fall | Back Fall |
|-------------|------------|----------|-----------|------------|-----------|
| Total | 9 | 9 | 9 | 9 | 9 |
| TP | 5 | 7 | 8 | 8 | 6 |
| FN | 4 | 2 | 1 | 1 | 3 |
| Sensitivity | 55,60% | 77,80% | 88,90% | 88,90% | 66,70% |

Πίνακας 1

Specificity

| | Light Activities | Medium Activities | Hard Activities |
|-------------|------------------|-------------------|-----------------|
| Total | 18 | 45 | 57 |
| TN | 18 | 44 | 40 |
| FP | 0 | 1 | 17 |
| Specificity | 100,00% | 97,80% | 70,20% |

Πίνακας 2

| Sensitivity | Specificity |
|-------------|-------------|
| 75,50% | 85,00% |

Πίνακας 3

Στον Πίνακα 1 παρουσιάζει την ευαισθησία του αλγορίθμου, ανά είδος πτώσης. Παρατηρούμε ότι οι πλάγιες πτώσεις (δεξιά και αριστερά) έχουν την υψηλότερη πιθανότητα αναγνώρισης. Αντίθετα, οι πτώσεις προς τα πίσω είναι αυτές με το χαμηλότερο ποσοστό αναγνώρισης.

Στον Πίνακα 2 παρουσιάζεται η ειδικευση του αλγορίθμου ανά κατηγορία δραστηριοτήτων. Παρατηρούμε λοιπόν, ότι καμία από τις ήπιες δραστηριότητες δεν

αναγνωρίστηκε ως πτώση, ενώ υψηλό είναι το ποσοστό και για τις δραστηριότητες μεσαίας δυσκολίας. Το χαμηλότερο ποσοστό αντιστοιχεί στις έντονες δραστηριότητες, όπου η συσκευή σήμανε 17 λανθασμένους συναγερμούς σε σύνολο 57 κινήσεων.

Στον Πίνακα 3 παρουσιάζεται μία συνολική εκτίμηση για την ευαισθησία και την ειδίκευση του συστήματος, χωρίς να γίνεται κάποιος διαχωρισμός των κινήσεων. Όσον αφορά στην ευαισθησία του συστήματος, από τις 45 πτώσεις που εκτέλεσαν συνολικά οι εθελοντές, αναγνωρίστηκαν οι 34. Τέλος, η συνολική ειδίκευση του συστήματος προέκυψε από το γεγονός ότι το σύστημα σήμανε 18 λανθασμένους συναγερμούς σε συνολικά 120 κινήσεις ADL.

5 Προβλήματα που αντιμετωπίσαμε κατά τον έλεγχο της εφαρμογής

Σε αυτό το κεφάλαιο θα σας παρουσιάσουμε τα προβλήματα που αντιμετωπίσαμε κατά την ανάπτυξη και τον έλεγχο της εφαρμογής, καθώς και τις υποθέσεις και τις αποφάσεις που πήραμε προκειμένου να συνεχίσουμε παρακάτω.

5.1 Σχετικά με το πείραμα

Μέσα από τη βιβλιογραφική μελέτη ανακαλύψαμε 4 τρόπους για να εκπαιδεύσει κανείς και να ελέγξει ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης. Ο πρώτος τρόπος είναι να συλλέξει κανείς τα δεδομένα σε ένα πείραμα και στη συνέχεια να τα χωρίσει σε δύο μέρη, ένα για την εκπαίδευση ώστε να αποφασίσει τις τιμές των ορίων, και το άλλο για τον έλεγχο. Γι' αυτή τη μέθοδο απαιτούνται πάρα πολλά δεδομένα.

Μία δεύτερη μέθοδος, είναι να διαχωρίσουμε το πείραμα για τη συλλογή δεδομένων, από το πείραμα για τον έλεγχο. Μία τρίτη μέθοδος είναι να διεξάγουμε ένα πείραμα για τη συλλογή δεδομένων και στη συνέχεια να χρησιμοποιήσουμε ένα ειδικό εργαλείο, όπως το LabVIEW [48], για να παράγουμε τυχαία δεδομένα ελέγχου, βασισμένα σε κάποιες παραμέτρους και σε κάποια δεδομένα εκπαίδευσης.

Η τέταρτη και τελευταία μέθοδος, είναι να επαναχρησιμοποιήσει κανείς δεδομένα από προηγούμενες μελέτες ή σχετικές βάσεις δεδομένων και να ελέγξει το τελικό προϊόν με πραγματικούς ανθρώπους.

Εμείς επιλέξαμε τη δεύτερη μέθοδο για τους εξής λόγους. Στην πρώτη μέθοδο, ενώ πρέπει να διεξαχθεί μόνο ένα πείραμα, εντούτοις χρειάζονται πάρα πολλά δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι θα χρειαζόμασταν πολλούς εθελοντές για την προσομοίωση των πτώσεων, κάτι που είναι πολύ δύσκολο να γίνει. Εξαιτίας της φύσης του πειράματος είναι δύσκολο να βρει κανείς πρόθυμους εθελοντές. Εκτός αυτού, στη φάση ελέγχου στην ουσία ελέγχουμε μόνο τον αλγόριθμο και όχι το σύστημα ως ολότητα.

Όσον αφορά την τρίτη και τέταρτη μέθοδο, και οι δύο θεωρούνται κάπως αμφιλεγόμενες και δεν είχαμε εξοικείωση με κάποιο εξειδικευμένο εργαλείο παραγωγής τυχαίων δεδομένων όπως το LabVIEW που προαναφέρθηκε.

Το πείραμα για τη συλλογή δεδομένων είχε πολλές δυσκολίες. Πρώτον, ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να πραγματοποιήσουν αληθινές πτώσεις. Αυτό σημαίνει ότι υπήρχε κίνδυνος να τραυματιστούν. Γι' αυτό το λόγο μόνο 2 άτομα προσφέρθηκαν εθελοντικά να εκτελέσουν τις πτώσεις. Ιδανικά, στην προσομοίωση πτώσεων για τον έλεγχο συστημάτων ανίχνευσης πτώσης, θα έπρεπε να συμμετέχουν επαγγελματίες γυμναστές ή stuntmen, οι οποίοι είτε θα επέβλεπαν τους εθελοντές, είτε θα τους έδιναν οδηγίες, είτε θα εκτελούσαν τις πτώσεις οι ίδιοι. Δυστυχώς εμείς δεν είχαμε τη δυνατότητα να συνεργαστούμε με τέτοιου είδους επαγγελματίες, ώστε να είναι οι πτώσεις όσο πιο κοντά γίνεται στην πραγματικότητα.

Επίσης, θέλαμε οι πτώσεις να προσομοιωθούν στο έδαφος και όχι σε κάποιο μαλακό υπόστρωμα, προκειμένου να είναι πιο κοντά στις συνθήκες μίας πραγματικής πτώσης. Ωστόσο, οι εθελοντές μας δεν κατόρθωσαν να κάνουν κάτι τέτοιο, και φυσικά δε μπορούσαμε να τους αναγκάσουμε, οπότε οι πτώσεις πραγματοποιήθηκαν σε ένα αρκετά παχύ στρώμα. Αυτό βέβαια σημαίνει ότι οι τιμές του αντίκτυπου που προκύπτουν από μία πτώση πάνω σε μαλακή επιφάνεια, διαφέρουν από αυτές της πτώσης απευθείας στο έδαφος, κι αυτό αποτελεί μειονέκτημα στην έρευνά μας. Η ίδια επιφάνεια χρησιμοποιήθηκε τόσο για τη συλλογή δεδομένων όσο και για τον έλεγχο του αλγορίθμου.

Ακόμη ένα εμπόδιο όσον αφορά την προσομοίωση των πτώσεων ώστε να μοιάζουν πραγματικές, αποτέλεσε το ίδιο το smartphone, καθώς οι εθελοντές φοβούμενοι μην του προκαλέσουν ζημιά, συγκρατούσαν περισσότερο το σώμα τους, με αποτέλεσμα οι πτώσεις να μη μοιάζουν αληθινές. Επιπλέον, παρατηρήθηκε ότι σε περιπτώσεις πτώσεων όπου το κινητό ερχόταν σε άμεση επαφή με την επιφάνεια πρόσπτωσης, δε σήμαινε συναγερμό. Το γεγονός αυτό μας οδήγησε στο συμπέρασμα ότι παρόλο που το επιταχυνσιόμετρο κατέγραφε τις τιμές της επιτάχυνσης, κάποια άλλα εσωτερικά μέρη του τηλεφώνου δε λειτουργούσαν σωστά εξαιτίας της άμεσης δύναμης του αντίκτυπου στη συσκευή.

Τέλος, ο προσανατολισμός του τηλεφώνου από μόνος του μπορεί να επηρεάσει τον τρόπο που δουλεύει το σύστημα. Για παράδειγμα, αν κάποιος χρησιμοποιήσει εξισώσεις όπως η Εξίσωση 2.8, ως μέρος του αλγορίθμου, χρειάζεται να λάβει υπόψη ότι οι άξονες του τηλεφώνου αλλάζουν ανάλογα με τον προσανατολισμό του, για παράδειγμα αν το τηλέφωνο είναι σε όρθια στάση, ξαπλωτή κλπ. Ωστόσο στο σύστημά μας χρησιμοποιούμε μόνο τη συνολική επιτάχυνση του τηλεφώνου. Αυτό σημαίνει ότι όποιος και να είναι ο προσανατολισμός του τηλεφώνου, θα δίνει την ίδια ολική επιτάχυνση, δηλαδή το RSS.

5.2 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Τα αποτελέσματα έδειξαν ο αλγόριθμός μας έχει μία μέτρια απόδοση όσον αφορά την ευαισθησία. Τα αποδεκτά ποσοστά ευαισθησίας είναι πάνω από 90% και εμείς καταλήξαμε σε αρκετά μικρότερο. Αυτό βέβαια ίσως οφείλεται στις δυσκολίες που συναντήσαμε κατά τη διεξαγωγή του πειράματος, με τον εξοπλισμό, τους εθελοντές, την αληθοφανή προσομοίωση των πτώσεων, και γενικά σε όλα τα υπόλοιπα προβλήματα που αναφέραμε σε προηγούμενες ενότητες. Πιστεύουμε ότι αν το πείραμα είχε γίνει χωρίς τις προαναφερθείσες επιπλοκές, τα επίπεδα ευαισθησίας θα ήταν υψηλότερα από αυτά που πετύχαμε. Ωστόσο, δεν είχαμε στη διάθεσή μας το χρόνο, τον κατάλληλο εξοπλισμό και τα άτομα για να μπορέσουμε να διεξάγουμε το πείραμα από την αρχή σε καλύτερες συνθήκες και με καλύτερες πηγές σε υλικό και συνεργάτες. Όμως, με βάση τα δεδομένα του πειράματός μας, καταλήξαμε σε ορισμένα συμπεράσματα τα οποία και παραθέτουμε στον επίλογο, και πιστεύουμε ότι αποτελούν μία καλή βάση για περαιτέρω μελέτη και βελτίωση του συστήματος μας.

6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Δουλειά

Φτάνοντας στο τέλος της έρευνάς μας διαπιστώσαμε ότι ο ερευνητικός τομέας για την ανίχνευση πτώσης είναι αρκετά περίπλοκος και χρειάζεται περισσότερες καταναμημένες πηγές, ώστε να διεξάγει κανείς μία ουσιαστική και αποτελεσματική μελέτη. Σε αυτό το τελευταίο κεφάλαιο, παραθέτουμε τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε, και αφορούν σε διάφορα θέματα για τα οποία στην αρχή της έρευνάς μας είχαμε ελάχιστη ή και μηδενική αντίληψη. Τέλος, προτείνουμε τη μελλοντική δουλειά που θα μπορούσε να γίνει με βάση το σύστημά μας, για τη δημιουργία ενός πιο αξιόπιστου συστήματος ανίχνευσης πτώσης, την οποία εμείς δεν καταφέραμε να υλοποιήσουμε λόγω της έλλειψης χρόνου και των απαιτούμενων πόρων.

Ξεκινώντας λοιπόν με την πτώση σαν γεγονός, διαπιστώσαμε ότι ο ίδιος ο ορισμός της, είναι αρκετά περίπλοκος ώστε να μπορέσει να προσδιοριστεί με ακρίβεια και να καλύπτει όλες τις πιθανές πτώσεις που μπορεί να συμβούν σε οποιοδήποτε άτομο. Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να προσομοιώσουμε έναν περιορισμένο αριθμό πιθανών πτώσεων. Κάτι τέτοιο είναι αρκετό αν απλά θέλουμε να συγκρίνουμε κάποιους αλγόριθμους μεταξύ τους. Αν όμως επιθυμούμε να κατασκευάσουμε εξ' αρχής ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, το ιδανικό θα ήταν να χρησιμοποιήσουμε δεδομένα αληθινών πτώσεων της ομάδας ανθρώπων για την οποία προορίζουμε το σύστημά μας. Επειδή όμως κάτι τέτοιο είναι πολύ δύσκολο να πραγματοποιηθεί, από θέμα χρόνου κυρίως, πρέπει αντί γι' αυτό, οι πτώσεις να προσομοιωθούν από άτομα της στοχευόμενης ομάδας του πληθυσμού.

Όσον αφορά το δικό μας σύστημα, στο Κεφάλαιο 2, ορίσαμε τους κυριότερους παράγοντες που πρέπει να λαμβάνει κανείς υπόψιν του όταν κατασκευάζει ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, και στο Κεφάλαιο 3 δώσαμε τον δικό μας ορισμό της πτώσης. Επίσης το σύστημά μας δε στοχεύει σε κάποια συγκεκριμένη ομάδα του πληθυσμού. Επικεντρώσαμε τη μελέτη μας στη διερεύνηση του αν ένα smartphone θα μπορούσε να είναι ένα καλό σύστημα ανίχνευσης πτώσης.

Τα επόμενα συμπεράσματα, έχουν να κάνουν με το κατά πόσο ένα smartphone μπορεί να θεωρηθεί διεισδυτικό, αξιόπιστο, αποτελεσματικό και προσαρμόσιμο στους διαφορετικούς χρήστες, ως σύστημα ανίχνευσης πτώσης.

Η φύση του ίδιου του κινητού υποστηρίζει τη διεισδυτικότητα και την προσαρμοστικότητα. Κάνοντας το σύστημα ανίχνευσης πτώσης εφαρμογή για κινητό, μπορεί να διαδοθεί σε οποιονδήποτε έχει κινητό με λειτουργικό σύστημα Android. Αυτό βέβαια δε σημαίνει ότι δε μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε κινητά με άλλα λειτουργικά συστήματα. Κάτι τέτοιο μπορεί να γίνει εύκολα με κάποιες τροποποιήσεις εφόσον υπάρχουν τα αποτελέσματα των πειραμάτων και τα όρια. Όσον αφορά την προσαρμοστικότητα, εφόσον δεν φτιάξαμε το σύστημά μας ώστε να ανταποκρίνεται σε διαφορετικούς χρήστες, δε μπορέσαμε να ελέγξουμε το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό.

Για τον αλγόριθμο που επιλέξαμε και για το σύστημα στο οποίο καταλήξαμε, δε μπορούμε να πούμε με σιγουριά ότι είναι αξιόπιστο, παρά το σχετικά υψηλό ποσοστό ευαισθησίας που βρήκαμε, διότι ο έλεγχος, όπως προαναφέραμε σε προηγούμενο κεφάλαιο, έγινε σε μαλακή επιφάνεια, και είχαμε στη διάθεσή μας μόνο δύο

εθελοντές. Το ότι δε μπορούμε να μιλήσουμε με σιγουριά για την αξιοπιστία του συστήματός μας, δε σημαίνει ότι τα smartphones είναι γενικά αναξιόπιστα ως συστήματα ανίχνευσης πτώσης, αν και έχουν τα ελαττώματά τους.

Ένα smartphone από μόνο του δεν είναι κατάλληλη πλατφόρμα για να χρησιμοποιηθεί ως σύστημα ανίχνευσης πτώσης, καθώς τα περισσότερα από αυτά είναι εύθραυστα. Γι' αυτό είναι καλύτερο να έχουμε το κινητό σε μία προστατευτική θήκη και σε συγκεκριμένο μέρος του σώματος, καθώς δέχεται δυνάμεις που δε μπορεί να χειριστεί. Αυτό αυξάνει την αξιοπιστία του και την αποτελεσματικότητά του. Ωστόσο η προστατευτική θήκη θα πρέπει να χρησιμοποιείται και κατά τη συλλογή δεδομένων.

Ένα άλλο θέμα που μας απασχόλησε, είναι η αποτελεσματικότητα του συστήματος αφού ανιχνεύσει την πτώση. Σε αυτή την περίπτωση, το κινητό είναι πολύ αποτελεσματικό, αφού ανιχνεύσει την πτώση, καθώς τα κινητά έχουν ενσωματωμένο μέσω επικοινωνίας που δεν εξαρτάται από κάποιον σταθμό βάσης. Επίσης δεν είναι περιορισμένο στη χρήση ενός μόνο μέσου επικοινωνίας, ενώ παράλληλα, κάθε κινητό είναι υπεύθυνο μόνο για το χρήστη του. Ο θόρυβος που μπορεί να πάρει κανείς στα δεδομένα, δημιουργείται όταν ο χρήστης δεν έχει σφιχτά προσαρτημένο επάνω του το κινητό. Αυτό το πρόβλημα λύνεται με τη χρήση ιμάντων. Ωστόσο, κάποιοι χρήστες μπορεί να μην θέλουν να χρησιμοποιήσουν ιμάντες, έχοντας το φόβο του στιγματισμού. Κάποιοι άλλοι πάλι, μπορεί να μη νοιάζονται για κάτι τέτοιο.

Συμπεραίνουμε λοιπόν, ότι είναι καλό να χρησιμοποιούμε προστατευτική θήκη στο κινητό μας, εφόσον το χρησιμοποιούμε και ως σύστημα ανίχνευσης πτώσης, καθώς τα περισσότερα δεν είναι κατασκευασμένα να αντέχουν σε ισχυρές δυνάμεις. Ωστόσο, η θήκη δεν εγγυάται την απόλυτη προστασία της συσκευής. Συνεπώς, αν τα χρήματα που μπορούμε να αποταμιεύσουμε χρησιμοποιώντας το κινητό ως σύστημα ανίχνευσης πτώσης, απ' ότι αν χρησιμοποιούσαμε ένα ακριβό εμπορικό προϊόν, αντισταθμίζει το κόστος σπασίματος του κινητού μετά από πολλές πτώσεις, τότε η επένδυση σε ένα τέτοιο σύστημα είναι δικαιολογημένη. Εν ολίγοις, τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης που βασίζονται σε κινητά, είναι πιθανόν καταλληλότερα για ομάδες ανθρώπων που δεν πέφτουν συχνά, καθώς και για εκείνους που έχουν ήδη στην κατοχή τους ένα έξυπνο κινητό. Σίγουρα δεν είναι καλή ιδέα για κάποιον που δεν έχει ένα τέτοιο κινητό, να το αγοράσει για να το χρησιμοποιήσει μόνο ως σύστημα ανίχνευσης πτώσης. Τέλος, τα συστήματα ανίχνευσης πτώσης που βασίζονται σε smartphones, είναι μέχρι στιγμής το καλύτερο εναλλακτικό σύστημα ανίχνευσης πτώσης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εξωτερικό χώρο – αυτό από μόνο του αποτελεί μία μορφή προσαρμοστικότητας.

Σε ότι αφορά στον αλγόριθμο που εφαρμόσαμε στην εφαρμογή μας χρησιμοποιεί μόνο αλλαγές στις μετρήσεις της επιτάχυνσης και όχι αλλαγές στον προσανατολισμό ή στη στάση του σώματος, κι αυτό είναι αρκετό έτσι ώστε ο αλγόριθμος να μην είναι αρκετά ισχυρός στην ανίχνευση των πτώσεων. Μάλιστα, από τη βιβλιογραφική μελέτη φαίνεται ότι ο συνδυασμός γυροσκοπίου και επιταχυνσιομέτρων, συμπεριλαμβανομένων όλων των φάσεων μιας πτώσης για την ανίχνευση της, είναι πιθανότατα η καλύτερη προσέγγιση. Με τον παραπάνω συνδυασμό μπορεί κανείς να μετρήσει με ακρίβεια τους 6 βαθμούς ελευθερίας της κίνησης, δηλαδή, 1) πάνω – κάτω στον άξονα των Y, 2) δεξιά – αριστερά στον άξονα των X, 3) μπρος – πίσω στον άξονα των Z, 4) περιστροφή στον κάθετο άξονα (yaw), 5) περιστροφή στον πλάγιο

άξονα (pitch) και 6) περιστροφή στον διαμήκη άξονα (roll). Εν ολίγοις, μ' αυτόν τον τρόπο μπορεί κανείς να μετρήσει με ακρίβεια όλα τα είδη των κινήσεων που μπορεί να κάνει ένας άνθρωπος. Τέλος, μία προσέγγιση ή ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης, μπορεί να ταιριάζει σε μία ομάδα ανθρώπων υπό κάποιες συνθήκες, ενώ είναι ακατάλληλο για μία άλλη. Είναι λοιπόν ευθύνη των κατασκευαστών να αξιολογήσουν και να καθορίσουν αυτές τις συνθήκες και την ομάδα του πληθυσμού στην οποία επιθυμούν να απευθύνεται το σύστημά τους, και στη συνέχεια να επιλέξουν ποια προσέγγιση θα χρησιμοποιήσουν.

Συνεχίζοντας με την αξιολόγηση ενός συστήματος ανίχνευσης πτώσης, όπως αυτή περιγράφηκε στην παράγραφο 2.5, διαπιστώνουμε ότι είναι τελείως αντικειμενική. Η ευαισθησία (Sensitivity) δείχνει την ικανότητα του συστήματος να ανιχνεύει τις πτώσεις, ενώ η ειδικευση (Specificity) είναι η ικανότητα του συστήματος να ανιχνεύει μόνο πτώσεις.

Δεδομένου ότι οι στοχευόμενοι χρήστες και η περιοχή χρήσης του συστήματος είναι προσδιορισμένα, ένα τέλειο σύστημα θα δώσει 100% ευαισθησία και ειδικευση. Μέχρι στιγμής κανένα σύστημα δεν το έχει κατορθώσει αυτό, εκτός από κάποια που εκτέλεσαν περιορισμένο αριθμό πτώσεων και ADLs σε ελεγχόμενο περιβάλλον. Σαν κανόνας, οτιδήποτε πάνω από 90% θεωρείται καλό. Όσο χαμηλότερες είναι αυτές οι τιμές, τόσο πιο αναξιόπιστο είναι ένα σύστημα. Και τα δύο αυτά μεγέθη πρέπει οπωσδήποτε να λαμβάνονται υπόψιν στην αξιολόγηση ενός συστήματος, αλλά στην ευαισθησία πρέπει να δίνεται μεγαλύτερη σημασία.

Τέλος, συμπεραίνουμε ότι εφόσον υπάρχουν πολλοί και διαφορετικοί παράγοντες που σχετίζονται με τις πτώσεις, κατά συνέπεια υπάρχουν και πολλές διαφορετικές ομάδες του πληθυσμού που υποφέρουν από πτώσεις, και όχι μόνο οι ηλικιωμένοι όπως πολλοί νομίζουν. Ως εκ τούτου, ένα σύστημα κατάλληλο για ένα άτομο, μπορεί να μην ταιριάζει σε κάποιο άλλο. Όλα εξαρτώνται από τις συνθήκες, τον τύπο του χρήστη και τις προτιμήσεις του.

Έχοντας κατά νου όλα τα παραπάνω, βλέπουμε ότι τα πειράματα για τη δημιουργία ενός συστήματος ανίχνευσης πτώσης είναι πολύ δύσκολα. Για παράδειγμα αν υποθέσουμε ότι υπάρχουν 19 διαφορετικά σενάρια πτώσεων για τους ηλικιωμένους, και αυτές οι πτώσεις πρέπει να εκτελεστούν τουλάχιστον 3 φορές η καθεμιά και σε δύο διαφορετικές επιφάνειες (μαλακή και σκληρή), τότε κάθε εθελοντής θα έπρεπε να προσομοιώσει τουλάχιστον $19 \times 3 \times 2 (=114)$ πτώσεις. Αν το σύστημα στοχεύει σε μεγαλύτερο κοινό, θα πρέπει να προστεθούν κι άλλα σενάρια πτώσεων προκειμένου να προσφέρει προσαρμοστικότητα. Όλα αυτά όσον αφορά τα σενάρια των πτώσεων. Θα πρέπει να προστεθούν και σενάρια άλλων μη – πτωτικών κινήσεων και ADLs. Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι ο αριθμός των δοκιμών είναι τεράστιος.

Οδηγούμενοι από τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε, έχουμε κάποιες προτάσεις για μελλοντική δουλειά που θα μπορούσε να στηριχτεί στο δικό μας σύστημα και να το βελτιώσει. Παρόλο που ο αλγόριθμος που επιλέξαμε δε φαίνεται να έχει πολύ καλή απόδοση, εν τούτοις, δε μπορούμε να καταλήξουμε γενικά ότι αυτού του είδους οι αλγόριθμοι είναι κακοί, εξαιτίας των προβλημάτων που αντιμετωπίσαμε κατά τη διάρκεια των πειραμάτων μας. Αξίζει κάποιος να επανεξετάσει τέτοιου είδους αλγορίθμους, με την προϋπόθεση ότι διαθέτει καλύτερες πηγές, όσον αφορά τους συμμετέχοντες, τον εξοπλισμό, το χρόνο και τη διεξαγωγή

πειραμάτων.

Επίσης, προτείνουμε σύγκριση συστημάτων που χρησιμοποιούν γυροσκόπιο και επιταχυνσιόμετρο, με συστήματα που έχουν μόνο επιταχυνσιόμετρο και μόνο γυροσκόπιο, καθώς και ένα συνδυασμό με μαγνητόμετρα επίσης.

Επιπλέον, ένα smartphone έχει πολλές ικανότητες τις οποίες εμείς δεν έχουμε χρησιμοποιήσει. Μπορεί κάποιος να κατασκευάσει ένα σύστημα ανίχνευσης πτώσης που ενημερώνει αυτόματα για τη θέση που βρίσκεται, έτσι ώστε η θέση του χρήστη να στέλνεται μαζί με το μήνυμα έκκλησης βοήθειας. Υπάρχει επίσης η δυνατότητα να συμπεριλάβει κανείς την αποστολή φωτογραφίας ή ήχου μαζί με το μήνυμα βοήθειας, ώστε να παρέχει ένα καλύτερο πλαίσιο για να αξιολογήσουμε την κατάσταση του χρήστη και τη σοβαρότητα της πτώσης. Επιπρόσθετα, εφόσον ένα κινητό μπορεί να συνδεθεί με έναν πιο ισχυρό σταθερό υπολογιστή, για παράδειγμα μέσω bluetooth, υπάρχει η δυνατότητα να εκτελεστεί ένας πιο εξελιγμένος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης στον υπολογιστή, αν ο χρήστης βρίσκεται σε εσωτερικό χώρο. Αν πάλι βρίσκεται σε εξωτερικό χώρο, το κινητό μεταβαίνει σε ένα σύστημα εξοικονόμησης πόρων στο ίδιο το κινητό.

Φυσικά, δε θα μπορούσαμε να μην αναφέρουμε ότι απαιτείται ένα καλύτερα ενοποιημένο πλαίσιο εργασίας, τόσο για το σύνολο των πειραμάτων όσο και για την αξιολόγηση του συστήματος ανίχνευσης πτώσης. Ο σκοπός αυτού του πλαισίου είναι να προσφέρει ομοιομορφία και μέτρο για αξιολόγηση όλων των συστημάτων ανίχνευσης πτώσης. Το πρόβλημα με την αξιολόγηση του σήμερα, είναι ότι ακόμη και αν μία ερευνητική ομάδα λέει ότι πέτυχε 100% ευαισθησία ή ειδίκευση, δεν είμαστε σε θέση να γνωρίζουμε εάν είχαν επαρκή και ρεαλιστικά σενάρια πτώσεων και δραστηριοτήτων, αν δε μελετήσουμε εξονυχιστικά τη δουλειά τους εμείς οι ίδιοι. Αυτό είναι ακόμη χειρότερο στην περίπτωση εμπορικών προϊόντων, όπου σπάνια δημοσιεύονται έλεγχοί τους. Επίσης διαφέρει πολύ ο αριθμός των φορών που ελέγχεται κάθε πτώση ή δραστηριότητα. Το ίδιο ισχύει και για τον αριθμό των συμμετεχόντων καθώς επίσης και το αν αυτοί αντιπροσωπεύουν ικανοποιητικά τη στοχευόμενη ομάδα του πληθυσμού.

Το [4] προτείνει ένα πλαίσιο εργασίας, αλλά πιστεύουμε ότι θα πρέπει να βελτιωθεί και να είναι πιο αναλυτικό. Εκτός από όσα προτείνει το [4], θεωρούμε ότι το πλαίσιο εργασίας πρέπει να διαιρείται σε μία αντικειμενική αξιολόγηση, δηλαδή να γίνεται έλεγχος της ευαισθησίας και της ειδίκευσης τόσο μέσω ελεγχόμενων δοκιμών, όσο και μέσω συνεχούς καθημερινής χρήσης του συστήματος. Το δεύτερο μέρος είναι μία υποκειμενική αξιολόγηση με τη μορφή έρευνας σε πραγματικούς χρήστες του συστήματος καθώς και σε οποιονδήποτε μπορεί να επηρεάσει το σύστημα, για παράδειγμα την οικογένεια του χρήστη ή εκείνους που του παρείχαν βοήθεια. Η υποκειμενική έρευνα θα μπορούσε να δείξει ποιο είδος χρήστη προτιμά ποιο είδος συστήματος (πχ. φορητά συστήματα vs περιβαλλοντικά συστήματα). Το γραφικό περιβάλλον του συστήματος θα μπορούσε επίσης να ελεγχθεί μέσω της υποκειμενικής αξιολόγησης. Η ανάδραση από αυτή την αξιολόγηση θα μπορούσε να βοηθήσει στην περεταίρω βελτίωση του σχεδιασμού του συστήματος.

Κλείνοντας αυτό το κεφάλαιο και συνάμα τη μελέτη μας, θα θέλαμε να επισημάνουμε ότι η έρευνα στις τυχαίες πτώσεις χρειάζεται να διευθετηθεί καλύτερα, δηλαδή θα πρέπει να ληφθούν υπόψιν προσομοιώσεις πτώσεων που περιλαμβάνουν παραπάτημα

και πτώση, γλίστρημα και πτώση και ούτω καθεξής.

7 Βιβλιογραφία

- [1] Chris Todd. & Dawn Skelton. 2004. What are the main risk factors for falls among older people and what are the most effective interventions to prevent these falls? Available in “http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0018/74700/E82552.pdf” by the World Health Organization.
- [2] Center for Disease Control, P., for Injury Prevention, N. C., & Control. 2010. Falls among older adults. “<http://www.cdc.gov/homeandrecreationalsafety/falls/adultfalls.html>”.
- [3] Yoshida, S. 2007. A global report on falls prevention epidemiology of falls. Available in “<http://www.who.int/ageing/projects/1.Epidemiologyoffallsinolderage.pdf>” by the World Health Organization.
- [4] Noury, N., Rumeau, P., Bourke, A., ÓLaighin, G., & Lundy, J. 2008. A proposal for the classification and evaluation of fall detectors. *IRBM*, 29(6), 340 – 349.
- [5] Charles Brown, Carol Lehtola, W. J. B. 2009. Preventing injuries from slips, trips and falls. Available in “<http://edis.ifas.ufl.edu/as042>” by the University of Florida.
- [6] Stalenhoef, P. A., and. J André Knottnerus and. Luc P de Witteb, J. P. D., & Crebolder, H. F. 2000. The construction of a patient record-based risk model for recurrent falls among elderly people living in the community. .
- [7] Zhang, T., Wang, J., Liu, P., & Hou, J. 2006. Fall detection by embedding an accelerometer in cellphone and using kfd algorithm. In *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 6 no. 10 pp 227–284.
- [8] Dai, J., Bai, X., Yang, Z., Shen, Z., & Xuan, D. 29 2010. Perfalld: A pervasive fall detection system using mobile phones. In *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2010 8th IEEE International Conference on*.
- [9] Li, Q., Stankovic, J., Hanson, M., Barth, A., Lach, J., & Zhou, G. 2009. Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information. In *Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2009. BSN 2009. Sixth International Workshop on*, 138 –143.
- [10] Bourke, A., van de Ven, P., Gamble, M., O’Connor, R., Murphy, K., Bogan, E., McQuade, E., Finucane, P., ÓLaighin, G., & Nelson, J. 2010. Evaluation of waist-mounted tri-axial accelerometer based fall-detection algorithms during scripted and continuous unscripted activities. *Journal of Biomechanics*, 43(15), 3051 – 3057.
- [11] A.Fevgas, P.Tsompanopoulou, and S.Lalis. Rapid Prototype Development for Studying Human Activity.
- [12] Yu, X. 2008. Approaches and principles of fall detection for elderly and patient. In *e-health Networking, Applications and Services, 2008. HealthCom 2008. 10th International Conference on*, 42 –47.
- [13] Ng, S., Fakih, A., Fourney, A., Poupart, P., & Zelek, J. 2009. Towards a mobility diagnostic tool: Tracking rollator users’ leg pose with a monocular vision system. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, 1220 –1225.
- [14] Perry, J., Kellog, S., Vaidya, S., Youn, J.-H., Ali, H., & Sharif, H. 2009. Survey and evaluation of real-time fall detection approaches. In *High-Capacity Optical Networks and Enabling Technologies (HONET), 2009 6th International Symposium on*, 158 –164.

- [15] Noury, N., Fleury, A., Rumeau, P., Bourke, A., Laighin, G., Rialle, V., & Lundy, J. 2007. Fall detection - principles and methods. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, 1663 –1666.
- [16] Ketabdar, H. Detecting physical shock by a mobile phone and its applications in security and emergency.
- [17] Degen, T. & Jaeckel, H. 2003. Speedy: a fall detector in a wrist watch. In *Proceedings. Seventh IEEE International Symposium on Wearable Computing*, 184–189.
- [18] Popescu, M., Li, Y., Skubic, M., & Rantz, M. 2008. An acoustic fall detector system that uses sound height information to reduce the false alarm rate. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, 4628 –4631.
- [19] Bourke, A. & Lyons, G. 2008. A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor. *Medical Engineering Physics*, 30(1), 84 – 90.
- [20] Aud, M. A., Abbott, C. C., Tyrer, H. W., Neelgund, R. V., Shriniwar, U. G., Mohammed, A., & Devarakonda, K. K. 2010. Smart carpet: Developing a sensor system to detect falls and summon assistance. *J Gerontol Nurs*, 36(7), 8–12.
- [21] Alwan, M., Rajendran, P., Kell, S., Mack, D., Dalal, S., Wolfe, M., & Felder, R. O. 2006. A smart and passive floor-vibration based fall detector for elderly. In *Information and Communication Technologies, 2006. ICTTA '06. 2nd*.
- [22] A. Sixsmith, N. Johnson, & R. Whatmore. 2005. Pyroelectric ir sensor arrays for fall detection in the older population. *J. Phys. IV France*, 128, 153–160.
- [23] Bourke, A., O'Brien, J., & Lyons, G. 2007. Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm. *Gait Posture*, 26(2), 194 – 199.
- [24] Tzeng, H.-W., Chen, M.-Y., & Chen, J.-Y. 2010. Design of fall detection system with floor pressure and infrared image. In *System Science and Engineering (ICSSE), 2010 International Conference on*, 131 –135.
- [25] Salomon, R., Luder, M., & Bieber, G. 29 2010-april 2 2010. ifall - a new embedded system for the detection of unexpected falls. In *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2010 8th IEEE International Conference on*, 286 –291.
- [26] Mitja, L. & Bostjan, K. Fall detection and recognition with machine learning. Technical report, Jožef Stefan Institute, Department of Intelligent Systems, 2009. “http://dis.ijs.si/mitjal/documents/Fall_detection_and_activity_recognition_with_machine_learning-Informatica-09.pdf”
- [27] Ralhan, A. S. A study on machine learning algorithms for fall detection and movement classification. Master's thesis, University of Saskatchewan, “<http://library2.usask.ca/theses/available/etd-12222009-144628/>”, 2009.
- [28] Caruana, R. & Niculescu-mizil, A. 2006. An empirical comparison of supervised learning algorithms. In *In Proc. 23 rd Intl. Conf. Machine learning (ICML06)*, 161–168.
- [29] Caruana, R., Karampatziakis, N., & Yessenalina, A. 2008. An empirical evaluation of supervised learning in high dimensions. In *In International Conference on Machine Learning (ICML)*, 96–103.
- [30] Lindemann, U., Hock, A., Stuber, M., Keck, W., & Becker, C. 2005. Evaluation of a fall detector based on accelerometers: a pilot study. *Med Biol Eng Comput*, 43(5), 548–51.

- [31] Jantaraprim, P., Phukpattaranont, P., Limsakul, C., & Wongkittisuksa, B. may 2010. Improving the accuracy of a fall detection algorithm using free fall characteristics. In *Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTICON), 2010 International Conference on*, 501 – 504.
- [32] Kangas, M., Konttila, A., Lindgren, P., Winblad, I., & Jämsä, T. 2008. Comparison of lowcomplexity fall detection algorithms for body attached accelerometers. *Gait Posture*, 28(2), 285 – 291.
- [33] Nguyen, T.-T., Cho, M.-C., & Lee, T.-S. sept. 2009. Automatic fall detection using wearable biomedical signal measurement terminal. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, 5203 –5206.
- [34] Salomon, R., Lux0308 andder, M., & Bieber, G. july 2010. ifall - case studies in unexpected falls. In *Industrial Electronics (ISIE), 2010 IEEE International Symposium on*, 1645 –1650.
- [35] 2012. Survival store. Available in “<http://survivalstore.com/r6s15lcb2.html>”
- [36] 2012. Alert 1. Available in “<http://www.alert-1.com/>”
- [37] 2012. Hjelp 24. Available in “<http://www.hjelp24.no/alarmsentral/>”
- [38] 2012. Securitas. Available in “<http://www.securitas.com/no/no/Kundesegmenter/Helse-og-omsorg/>”
- [39] 2012. ilife. Available in “<http://www.ilifesolutions.com/products.html>”,
- [40] 2012. Brickhouse. Available in “<http://www.brickhousealert.com/howitworks.html>”
- [41] 2012. Seekwellness. Available in “<http://www.seekwellness.com/LPs/fall-alarms.htm>”.
- [42] 2012. Tunstall. Available in “<http://www.tunstall.co.uk/Products-and-services/Product-overview->”.
- [43] 2011. Fall alert. Available in “<http://www.macworld.com/appguide/app.html?id=416637&expand=false>”.
- [44] 2012. Mover. Available in “http://www.androidzoom.com/android_applications/health/mover-m_nly.html”.
- [45] 2012. Cradar. Available in “<http://actionxl.com/CRADAR.html>”.
- [46] Boyle, J. & Karunanithi, M. 2008. Simulated fall detection via accelerometers. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, 1274 –1277.
- [47] Hansen, T. R., Eklund, J. M., Sprinkle, J., Bajcsy, R., & Sastry, S. 2005. Using smart sensors and a camera phone to detect and verify the fall of elderly persons. In *European Medicine, Biology and Engineering Conference*.
- [48] 2012. Labview. Available in “<http://www.ni.com/labview/whatis/>”.
- [49] Πηγή εξώφυλλου : http://fc03.deviantart.net/fs70/f/2010/147/f/1/Android_Wallpaper_by_Picolini.jpg

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

FallDetector.java

```
package com.example.FallDetector;

import android.app.Activity;
import android.content.Context;
import android.content.Intent;
import android.os.Bundle;
import android.os.PowerManager;
import android.util.Log;
import android.view.View;
import android.view.View.OnClickListener;
import android.widget.Button;
import android.widget.EditText;

public class FallDetector extends Activity {

    private static final String TAG = "main";
    private static final boolean debug = true;

    private static EditText telephone;
    private static EditText message;
    private static Button monitor;
    private static Button close;

    public static Boolean serviceStarted;

    private PowerManager pm;
    private PowerManager.WakeLock wl;

    /** Called when the activity is first created. */

    @Override
    public void onCreate(Bundle savedInstanceState) {
        if (debug==true) Log.i(TAG, "oncreate started");

        super.onCreate(savedInstanceState);
        setContentView(R.layout.main);
    }
}
```

```

telephone = (EditText) findViewById(R.id.telephone);
message = (EditText) findViewById(R.id.message);
monitor = (Button) findViewById(R.id.monitor);
close = (Button) findViewById(R.id.close);
serviceStarted = false;

pm = (PowerManager) getSystemService(Context.POWER_SERVICE);
wl = pm.newWakeLock(PowerManager.PARTIAL_WAKE_LOCK, TAG);

if(monitor == null) {
    Log.e(TAG, "monitor button is null");
}
else {
    monitor.setOnClickListener(new OnClickListener() {

        @Override
        public void onClick(View v) {
            StartMonitor(v);
            String MESSAGE = message.getText().toString();
            GlobalState gs = (GlobalState) getApplication();
            gs.setTestMe(MESSAGE);

            String TEL = telephone.getText().toString();
            GlobalState gs2 = (GlobalState) getApplication();
            gs2.setTestMe2(TEL);
        }
    });
}

if (debug==true) Log.i(TAG, "oncreate finished");
}

@Override
protected void onResume()
{
    if (debug==true) Log.i(TAG, "onResume started");
    super.onResume();
    if (debug==true) Log.i(TAG, "onResume finished");
}
@Override
public void onRestart() {
    if (debug==true) Log.i(TAG, "onRestart started");
    super.onRestart();
}

```

```

if (debug==true) Log.i(TAG, "onRestart finisehd");
}
@Override
protected void onPause()
{
if (debug==true) Log.i(TAG, "onPause started");
super.onPause();

if (debug==true) Log.i(TAG, "onPause finished");
}
@Override
protected void onStop(){
if (debug==true) Log.i(TAG, "onStop started");
super.onStop();
if (debug==true) Log.i(TAG, "onStop finished");
}
@Override
public void onBackPressed() {
    Log.d("CDA", "onBackPressed Called");
    Intent setIntent = new Intent(Intent.ACTION_MAIN);
    setIntent.addCategory(Intent.CATEGORY_HOME);
    setIntent.setFlags(Intent.FLAG_ACTIVITY_NEW_TASK);
    startActivity(setIntent);
    return;
}
@Override
protected void onActivityResult (int requestCode, int resultCode, Intent data){
if (debug==true) Log.i(TAG, "onActivityResult started");
if (debug==true) Log.i(TAG, "onActivityResult finished");
}
@Override
protected void onDestroy(){
if (debug==true) Log.i(TAG, "onDestroy started");
stopService(new Intent(this, SensorService2.class));
super.onDestroy();
this.finish();
if (debug==true) Log.i(TAG, "onDestroy finished");
}

public void close(View v){
if (debug==true) Log.i(TAG, "close");
if(v.getId()==R.id.close){
if(close.isPressed())
    this.finish();

}
}
}

```

```

public void StartMonitor(View v){
    if (debug==true) Log.i(TAG, "startMonitor");
    if(serviceStarted == true)
    {
        if (debug==true) Log.i(TAG, "service stopped");
        new Thread(new Runnable() {
            public void run() {
                serviceStarted = false;
                stopService(new Intent(FallDetector.this, SensorService2.class));
                if (w1.isHeld()) w1.release();
            }
        }).start();
        monitor.setText("Start Monitoring");
    }
    else
    {
        if (debug==true) Log.i(TAG, "service started");
        new Thread(new Runnable() {
            public void run() {
                serviceStarted = true;
                if (!w1.isHeld()) w1.acquire();
                startService(new Intent(FallDetector.this, SensorService2.class));
            }
        }).start();
        monitor.setText("Stop Monitoring");
    }
    if (debug==true) Log.i(TAG, "startMonitor finished");
}
}

```

SensorService2.java

```
package com.example.FallDetector;

import java.util.Iterator;
import java.util.List;
import java.util.Vector;
import android.app.Service;
import android.content.Context;
import android.content.Intent;
import android.hardware.Sensor;
import android.hardware.SensorEvent;
import android.hardware.SensorEventListener;
import android.hardware.SensorManager;
import android.os.Binder;
import android.os.IBinder;
import android.util.Log;

public class SensorService2 extends Service{
    private static final String tag = "Service";
    private static final boolean debug = true;

    /* thresholds */

    private static final float UFT_min = (float) 15.7600;
    private static final float LFT_max = (float) 6.6700;

    private static final long tre_max = 366000;
    private static final long tre_min = 102000;

    private static float curr_rss;
    private static float prev_rss;
    private static float curr_x;

    private static float prev_x;
    private static float curr_y;
    private static float prev_y;
    private static float curr_z;
    private static float prev_z;
    private static float curr_ori;
    private static float prev_ori;
    private static int counter;

    private static int counter_2;
    private static long timestamp_fall_detected, LFT_timestamp, UFT_timestamp;
```

```

private static Vector<Object> lft_timestamps;

private static SensorManager sm;
private static List<Sensor> sensorAcc;
private static SensorListener sl;
private static boolean isRunning = false;
public static boolean aboveAccThreshold = true;

private static boolean detectedFall = false;
private static boolean LFT_exceeded = false;
private static boolean UFT_exceeded = false;

public SensorService2() {
    super();
    if (isRunning == false) {
        isRunning = true;
    }
}

@Override
public void onCreate(){
    if (debug==true) Log.i(tag, "onCreate2");
    counter=0;
    counter_2=0;
    timestamp_fall_detected=0;

    curr_rss = 0;
    prev_rss = 0;
    curr_x = 0;
    prev_x = 0;
    curr_y = 0;
    prev_y = 0;
    curr_z = 0;
    prev_z = 0;
    curr_ori = 0;
    prev_ori = 0;
    super.onCreate();
}

@Override
public int onStartCommand(Intent intent, int flags, int startId) {
    if (debug==true) Log.i(tag, "onStartCommand2");
    sm = (SensorManager) getSystemService(Context.SENSOR_SERVICE);
    sensorAcc = sm.getSensorList(Sensor.TYPE_ACCELEROMETER);
    sl = new SensorListener(this);

    if(sensorAcc.size() > 0)
    {
        Sensor sensor = sensorAcc.get(0);
        sm.registerListener(sl, sensor, SensorManager.SENSOR_DELAY_NORMAL);
    }
}

```

```

return super.onStartCommand(intent,flags,startId);
}

@Override
public void onDestroy() {
if (debug==true) Log.i(tag, "onDestroy2");
sm.unregisterListener(sl, sensorAcc.get(0));
sm.unregisterListener(sl);
isRunning = false;
super.onDestroy();
}

/**
 * Calculates the scalar product of two vectors
 * @param a x-axis for vector 1
 * @param b y-axis for vector 1
 * @param c z-axis for vector 1
 * @param d x-axis for vector 2
 * @param e y-axis for vector 2
 * @param f z-axis for vector 2
 * @param rss1 size of vector 1
 * @param rss2 size of vector 2
 * @return angle in degrees
 */
float orientation(float a, float b, float c, float d, float e, float f, float rss1, float rss2){
float ori = (float) Math.toDegrees(Math.acos(((a*d)+(b*e)+(c*f))/(rss1*rss2)));
if(ori>=0.0) return ori;
else return (float) 0.0;
}
private class SensorListener implements SensorEventListener
{
SensorListener(Context context) {

public void onAccuracyChanged(Sensor sensor, int accuracy) {
// TODO Auto-generated method stub
}

public void onSensorChanged(final SensorEvent se) {
new Thread(new Runnable() {

public void run() {
if (FallDetector.serviceStarted == true){
if (se.sensor.getType()==Sensor.TYPE_ACCELEROMETER){
curr_x=se.values[0];
curr_y=se.values[1];
curr_z=se.values[2];

curr_rss=(float)Math.sqrt((curr_x*curr_x)+(curr_y*curr_y)+(curr_z*curr_z));
/* Orientation between position at timestamp x and timestamp(x-1) */

```

```

float ori = orientation(curr_x, curr_y, curr_z, prev_x, prev_y, prev_z, curr_rss,
prev_rss);
curr_ori = ori;
prev_x = curr_x;
prev_y = curr_y;
prev_z = curr_z;
prev_rss = curr_rss;
if (debug==true) Log.i(tag, "2status per tick:"+counter+":orientation:"+ori+":RSS:"+
(curr_rss));

```

```

/* LFT check */
if (curr_rss<=LFT_max && UFT_exceeded==false){
if (debug==true) Log.i(tag, "2Lower fall threshold exceeded");
if (LFT_exceeded==false){
lft_timestamps = new Vector<Object>(1, 1);
LFT_timestamp=(se.timestamp)/1000;
}
lft_timestamps.add((long)(se.timestamp)/1000);
LFT_exceeded = true;
if (debug==true) Log.i(tag, "2LFT:"+(se.timestamp)/1000+"::"+ori+"::"+curr_rss);
}

```

```

/* UFT check */
if (curr_rss>=UFT_min && LFT_exceeded==true){
if (debug==true) Log.i(tag, "2Upper fall threshold exceeded!");
UFT_exceeded = true;
UFT_timestamp=(se.timestamp)/1000;
Iterator<Object> it = lft_timestamps.iterator();
while(it.hasNext()){
Long tmp = (Long) it.next();
if (tmp != 0 && (UFT_timestamp-tmp) >= tre_min && (UFT_timestamp-
tmp)<=tre_max) {
detectedFall = true;
timestamp_fall_detected = (se.timestamp)/1000;
if (debug==true) Log.i(tag, "2Fall:"+"::"+ori+"::"+curr_rss+"::"+(UFT_timestamp-
tmp));
}
}
}
counter=0;
LFT_exceeded = false;
UFT_exceeded = false;
if (debug==true) Log.i(tag, "2UFT:"+(
(se.timestamp)/1000)+"::"+ori+"::"+curr_rss+"::"+(UFT_timestamp-
LFT_timestamp));
}

```



```

/* This part counts the inactivity period */
if ((ori<3) && (prev_ori<3)){
    counter_2++;
    if (debug==true) Log.i(tag, "2orientation below 3:"+ori);
} else counter_2=0;
prev_ori = curr_ori;
/* An alarm is issued if a fall was detected followed by inactivity period */
if ((detectedFall==true) && (((se.timestamp/1000)-timestamp_fall_detected)>520000
&& ((se.timestamp/1000)-timestamp_fall_detected)<3500000) && (counter_2>3)){
    startActivity(new Intent(SensorService2.this,
Alert.class).setFlags(Intent.FLAG_ACTIVITY_NEW_TASK));

    if (debug==true) Log.i(tag, "2new activity:"+"((se.timestamp/1000)-
timestamp_fall_detected)+":"+ori);

    timestamp_fall_detected=0;
    counter_2=0;
    detectedFall = false;
}

}
}
}
}).start();
} // end onSensorChanged()
}

public class MyBinder extends Binder {
    public SensorService2 getService() {
        return SensorService2.this;
    }
}

@Override
public IBinder onBind(Intent arg0) {
    // TODO Auto-generated method stub
    return null;
}
}

```

Alert.java

```
package com.example.FallDetector;

import android.app.Activity;
import android.app.Notification;
import android.app.NotificationManager;
import android.content.ActivityNotFoundException;
import android.content.Context;
import android.content.Intent;
import android.media.RingtoneManager;
import android.net.Uri;
import android.os.Bundle;
import android.os.CountDownTimer;
import android.telephony.SmsManager;
import android.util.Log;
import android.view.View;
import android.view.View.OnClickListener;
import android.widget.Button;
import android.widget.TextView;

public class Alert extends Activity{

    private static final String tag = "alert";
    private static final boolean debug = true;
    private boolean cancelled;
    private boolean flag;
    private CountDownTimer ct;
    private TextView text;
    private TextView alert_msg;
    private Button alert_yes;
    private Button alert_no;
    private NotificationManager nm;

    public void onCreate(Bundle savedInstanceState) {
        if (debug==true) Log.i(tag, "Alert Activity Created");
        super.onCreate(savedInstanceState);
        this.runOnUiThread(new Runnable() {
            public void run() {

                setContentView(R.layout.alert);

                text = (TextView) findViewById(R.id.alert);
                alert_msg = (TextView) findViewById(R.id.alert_msg);
```

```

alert_yes = (Button) findViewById(R.id.alert_yes);
alert_no = (Button) findViewById(R.id.alert_no);
cancelled = false;
flag = false;
alert_msg.setText("False alarm ?");
ct = new CountDownTimer(20000, 1000){

    @Override
    public void onFinish() {
        if (cancelled) finish();
        else callHelp();
    }
    @Override
    public void onTick(long millisUntilFinished) {
        text.setText("Seconds Remaining: "+ millisUntilFinished/1000);

    }
}.start();
Uri ringURI = RingtoneManager.getDefaultUri(RingtoneManager.TYPE_ALARM);
Notification notification = new Notification();
notification.sound = ringURI;
long[] vibrate = new long[] {0, 1000, 0, 1000, 0, 1000};
notification.vibrate= (vibrate);
nm = (NotificationManager)getSystemService(Context.NOTIFICATION_SERVICE);
nm.notify(1, notification);
}
});

if (debug==true) Log.i(tag, "Alert Activity Finished");
}
@Override
public void onDestroy(){
    nm.cancel(1);
    super.onDestroy();
}
@Override
public void onResume(){
    if (debug==true) Log.i(tag, "onResume created");
    super.onResume();
    if (debug==true) Log.i(tag, "onResume finished");

    if(alert_yes == null) {
        Log.e(tag, "alert_yes button is null");
    }
    else {
        alert_yes.setOnClickListener(new OnClickListener() {

            @Override
            public void onClick(View v) {
                yesAlert(v);
            }
        });
    }
}

```

```

        }
    });
}
if(alert_no == null) {
    Log.e(tag, "alert_no button is null");
}
else {
    alert_no.setOnClickListener(new OnClickListener() {

        @Override
        public void onClick(View v) {
            noAlert(v);

        }
    });
}

}

public void yesAlert(View v){
if(alert_yes.isPressed()){
if (debug==true) Log.i(tag, "yesAlert");
cancelled = true;
ct.cancel();
ct = null;
finish();
}
}

public void noAlert(View v){
if(alert_no.isPressed()){
if (debug==true) Log.i(tag, "noAlert");
cancelled = false;
ct.cancel();
ct=null;
flag=true;
callHelp();
}
}

public void onStop() {
super.onStop();
}
}

```

```

public void callHelp(){

/* Code to make a phone call */

if(flag==true){

if (debug==true) Log.i(tag, "Call Help");
text.setText("Calling for assistance");
try {
// here is where the destination of the text should go
GlobalState gs2 = (GlobalState) getApplication();
String number = gs2.getTestMe2();

Intent callIntent = new Intent(Intent.ACTION_CALL);
callIntent.setData(Uri.parse("tel:"+number));
startActivity(callIntent);
number=null;
finish();

} catch (ActivityNotFoundException e) {
Log.e("helloandroid dialing example", "Call failed", e);
finish();
}
}

/* Code to send an SMS */

else{
if (debug==true) Log.i(tag, "Call Help");
text.setText("Calling for assistance");

try {
    SmsManager sm = SmsManager.getDefault();
    // here is where the destination of the text should go
    GlobalState gs2 = (GlobalState) getApplication();
    String number = gs2.getTestMe2();

    GlobalState gs = (GlobalState) getApplication();
    String s = gs.getTestMe();

    if("").equals(s))
        sm.sendTextMessage(number, null, "Emergency!!! I fell and I need help!!!",
null, null);
    else

```

```

        sm.sendMessage(number, null, s, null, null);
        number=null;
        s=null;
        finish();

    } catch (ActivityNotFoundException e) {
        Log.e("helloandroid dialing example", "Call failed", e);
        finish();
    }
    }
    cancelled = true;
}
}

```